

Jorge Alonso Carné

Utilización de la Teledetección
para la modelización y control de
presencia de garrapatas en un
proceso de cambio climático.
Validación de variables y
relaciones fenológicas.

Director/es

García Martín, Alberto
Estrada Peña, Agustín

<http://zaguan.unizar.es/collection/Tesis>

© Universidad de Zaragoza
Servicio de Publicaciones

ISSN 2254-7606

Tesis Doctoral

UTILIZACIÓN DE LA TELEDETECCIÓN PARA LA
MODELIZACIÓN Y CONTROL DE PRESENCIA DE
GARRAPATAS EN UN PROCESO DE CAMBIO
CLIMÁTICO. VALIDACIÓN DE VARIABLES Y
RELACIONES FENOLOGICAS.

Autor

Jorge Alonso Carné

Director/es

García Martín, Alberto
Estrada Peña, Agustín

UNIVERSIDAD DE ZARAGOZA
Escuela de Doctorado

Programa de Doctorado en Ordenación del Territorio y Medio Ambiente

2021



Universidad
Zaragoza

UTILIZACIÓN DE LA TELEDETECCIÓN PARA LA MODELIZACIÓN Y CONTROL DE PRESENCIA DE GARRAPATAS EN UN PROCESO DE CAMBIO CLIMÁTICO. VALIDACIÓN DE VARIABLES Y RELACIONES FENOLÓGICAS.

**TESIS DOCTORAL
POR COMPENDIO DE PUBLICACIONES**

Directores:

Dr. Agustín Estrada Peña

Dr. Alberto García Martín

Jorge Alonso Carné
UNIVERSIDAD DE ZARAGOZA

2021

La realización del presente estudio ha sido financiada desde el 01/09/2010 al 31/08/2014 por la beca predoctoral BES-2010-031206 Código Proyecto AGL2009-10797, del ministerio de Educación y Ciencia (resolución de 28 de Julio de 2010).

De acuerdo con la modalidad ofrecida por el Programa de Doctorado en Ordenación del Territorio y Medio Ambiente de la Universidad de Zaragoza, se presenta esta tesis doctoral como un compendio de publicaciones. Jorge Alonso Carné figura como primer autor de todos y cada uno de los artículos publicados. A continuación, se detallan las referencias completas de los artículos que constituyen el cuerpo de la tesis:

Alonso-Carné, J., García-Martín, A., Estrada-Peña, A., 2013. Systematic errors in temperature estimates from MODIS data covering the western Palearctic and their impact on a parasite development model. *Geospatial Health* 8 (1), 1-12. DOI: 10.4081/gh.2013.49.

Status: publicado online el 1 de noviembre de 2013; *JCR Impact Factor* (2013): 1.000 (Q4, 'Health Care Sciences & Services' / 'Public, Environmental & Occupational Health').

2. **Alonso-Carné, J.,** García-Martín, A., Estrada-Peña, A. 2015. Assessing the statistical relationships among water-derived climate variables, rainfall, and remotely sensed features of vegetation: implications for evaluating the habitat of ticks. *Experimental and Applied Acarology*, 65(1), 107-124. DOI: 10.1007/s10493-014-9849-0.

Status: publicado online el 3 de septiembre de 2014; *JCR Impact Factor* (2015): 1.812 (Q1, 'Entomology').

3. **Alonso-Carné, J.,** García-Martín, A., Estrada-Peña, A., 2016. Modelling the phenological relationships of questing immature *Ixodes ricinus* (Ixodidae) using temperature and NDVI data. *Zoonoses and Public Health*, 63(1), 40-52 DOI: 10.1111/zph.12203.

Status: publicado online el 12 de mayo de 2015; *JCR Impact Factor* (2016): 2.323 (Q1, 'Veterinary Sciences').

4. **Alonso-Carné, J.,** Estrada-Peña, A., García-Martín, A., 2017. Análisis comparativo de la información de temperatura de las bases de datos WorldClim, ECA&D y MODIS en el Paleártico Occidental. *Geographicalia* 69, 1-32. DOI: 10.26754/ojs_geoph/geoph.2017692317.

Status: publicado online el 22 de diciembre de 2017; *JCR Impact Factor* (2017): NA.

AGRADECIMIENTOS

Sin duda tras todo este tiempo, en primer lugar, agradecer la tutela de mis directores, los Drs. Agustín Estrada-Peña y Alberto García-Martín por todos los conocimientos transmitidos, sus consejos y la paciencia que han mostrado en todo momento. Agradecer su capacidad de integración de las visiones geográfica y veterinaria que dan razón de ser al conjunto de la tesis. Gracias por ampliarme y hacerme valorar la estadística y la programación a otro nivel. Gracias por no cejar en el empeño de dar forma al contenido de este trabajo hasta el último día.

Gracias al conjunto del Departamento de Geografía y Ordenación del Territorio de la Universidad de Zaragoza que me ha acogido en este camino, en particular al director, el Dr. Juan de la Riva, por hacerlo posible. Gracias a todos los compañeros con los que compartí espacio (GEOFOREST-IUCA, Ertalab) por vuestro tiempo, humor y conocimiento.

No hay fin sin un principio, por lo que quiero extender mi agradecimiento al Departamento de Geografía de la Universidad de Alcalá en especial a los equipos de Dr. José Sancho y el Dr. Emilio Chuvieco que, a lo largo de mis años en Ciencias Ambientales y en el Máster Tecnologías de Información Geográfica, me alumbraron el camino para avanzar en esta área. Así como gracias también a mi compañera Beatriz Sánchez, que aunque ella no lo sepa, seguramente sin ese Erasmus y esos debates, el máster y esta tesis nunca hubiesen sido una realidad. Gracias, Albert, Papi y Raúl, no pude tener mejor IT.

Por último, agradecer a todo mi entorno personal y familiar, a los que están y a los que también fueron, su cariño, paciencia, ánimo y apoyo por hacerme entender que siempre, *lo primero es antes* y que *mañana siempre es mañana*.

ÍNDICE

Capítulo 1. Introducción	25
1.1. Las garrapatas.....	27
1.2 Variables climáticas en el ciclo de vida de las garrapatas.....	30
1.3 El uso de la teledetección para el estudio de las garrapatas	31
1.4 Objetivos y estructura de la tesis	33
Capítulo 2. Materiales y métodos	37
2.1. Área de estudio.....	39
2.2. Materiales: obtención y procesamiento.	40
2.3. Metodología.....	45
Capítulo 3. Errores sistemáticos en la temperatura estimada mediante datos MODIS en la región Palearctica occidental y su impacto en los modelos de desarrollo de parásitos.	53
Capítulo 4. Análisis comparativo de la información de temperatura de las bases de datos WorldClim, ECA&D y MODIS en el Paleártico occidental.....	71
Capítulo 5. evaluación de la correlación entre las variables déficit de saturación, humedad relativa, precipitación y NDVI obtenida, mediante MODIS, en distintas regiones europeas: implicaciones para la evaluación del hábitat de garrapatas.	99
Capítulo 6. Modelado de las relaciones fenológicas de captura de garrapatas <i>ixodes ricinus</i> (Ixodidae) usando datos de temperatura y ndvi procedentes de MODIS.....	119
Capítulo 7. Conclusiones y trabajos futuros	139
Capítulo 8. Referencias	145
Apéndice	165

ÍNDICE DE FIGURAS

Figura 1.1. Distribución de <i>Ixodes ricinus</i> en la región paleoártica (enero 2019):.	28
Figura 2.1 Representación del área de estudio. Elaboración propia a partir de MOD11C3 y QGIS.....	39
Figura 2.2 Representación del proceso metodológico seguido durante el desarrollo de la tesis	46
Figura 2.3. Esquema básico de las fases metodológicas del artículo incluido en el capítulo 3.	47
Figura 2.4 Esquema básico de las fases metodológicas del artículo incluido en el capítulo 4	48
Figura 2.5 Esquema básico de las fases metodológicas del artículo incluido en el capítulo 5.	49
Figura 2.6 Esquema del proceso metodológico seguido para desarrollar el modelo de ciclo de garrapatas en dos puntos de España (provincias de La Rioja y Huesca).	51
Figure 3.1 Geographic distribution of the study area and the ECA&D stations used for comparison with the temperature data derived from MODIS.	58
Figure 3.2 Plot of the mean temperature error(°C)between MODIS -TERRA estimates (either day or night) versus mean observations from ECA&D ground recording stations, plotted according to latitude and longitude for each day of the study period (the grey scale is proportional to the number of ground stations providing observations. Negative values in each panel represent ground temperature overestimation by MODIS, whereas positive values represent underestimation). Panel A shows differences between average maximum temperatures (ECA&D) and MODIS Terra LST day versus latitude; Panel B shows differences between average minimum temperatures (ECA&D) and MODIS Terra LST night versus latitude; Panel C shows differences between average maximum temperatures (ECA&D) and MODIS Terra LST day versus longitude; Panel D shows differences between average minimum temperatures (ECA&D) and MODIS Terra LST night versus longitude.....	61
Figure 3.3 Plot of mean temperature errors (°C) between MODIS AQUA estimates (day or night) against the mean values from ECA&D Geographic distribution of the study area and the ECA&D stations used for comparison with the temperature data derived from MODIS ground recording stations <i>versus</i> latitude and longitude for each day of the study period (the grey scale is proportional to the number of ground stations providing observations. Negative values in each panel represent ground temperature overestimation by MODIS, whereas positive values represent underestimation). Panel A shows differences between average ECA&D maximum temperatures and MODIS Aqua LST day versus latitude; Panel B shows differences between average ECA&D minimum temperatures and MODIS Aqua LST night versus latitude; Panel C shows differences between average maximum ECA&D temperatures and MODIS Terra LST day versus longitude; Panel D shows differences between average minimum ECA&D temperatures and MODIS Terra LST night versus longitude.	62
Figure 3.4 Geographic distribution of the study area and the ECA&D stations used for comparison with the temperature data derived from MODIS Mean error between	

combined maximum and minimum ECA&D temperatures and combined day and night MODIS TERRA & AQUA temperature for each day of the study period, *versus* latitude (A) and *versus* longitude (B). 63

Figure 3.5 Europe map of errors between ECA&D and MODIS temperature measurements (data are shown at a polygonal resolution with hexagons of a 1° radius, which are colored according to the average value of error terms as calculated from all stations within the cell. Areas without color-code had no hexagons with validated ECA&D data, and thus could not provide temperature error estimates). 65

Figure 3.6 Mean error for the development of eggs belonging to the tick *Ixodes ricinus* using an equation described in Dobson et al., (2011a) versus latitude (A) and longitude (B) for each day of the study period (error terms reflect differences between developmental equation results based on ECA&D temperature input and that based on MODIS input for the same geographic location. The grey scale is proportional to the number of ground stations providing observations). 65

Figura 4.1 Relación de climas LANMAP2 Level 1 en el área de estudio y estaciones de control seleccionadas. 79

Figura 4.2. Comparación datos de MODIS (TERRA Y AQUA) con datos de WorldClim para TMax y Tmedia 80

Figura 4.3 Comparación MODIS (TERRA y AQUA) con datos de WorldClim para la TMin 80

Figura 4.4 Comparación de MODIS TERRA con ECA&D para TMax y TMedia para las series 1950-2010 y 2000-2010 81

Figura 4.5. Comparación de MODIS Aqua con ECA&D para temperatura máxima y media para las series 1950-2010 y 2002-2010 81

Figura 4.6 Comparación de datos MODIS TERRA y AQUA con ECA&D para la TMin para las series 1950-2010, 2000-2010 y 2002-2010. 82

Figura 4.7. Comparación de datos ECA&D con WorldClim para la TMax y TMedia para las series 1960-1990 y 1950-2010. 83

Figura 4.8 Comparación de datos ECA&D con WorldClim para la TMin para las series 1960-1990 y 1950 – 2010. 83

Figura 4.9. Gráfico de barras de error con un intervalo de confianza del 95% para TMax. 84

Figura 4.10 Gráfico de barras de error con un intervalo de confianza del 95% para TMedia. 85

Figura 4.11 Gráfico de barras de error con un intervalo de confianza del 95% para TMin. 85

Figura 4.13 Datos de TMedia para cada fuente de datos en cada estación de control (las fechas indican rangos de años de la información sacada de la base de datos ECA&D, WC son las temperaturas de WorldClim y P es el valor real puntual de la estación). ... 87

Figura 4.14 Datos de TMin para cada fuente de datos en cada estación de control (las fechas indican rangos de años de la información sacada de la base de datos ECA&D, WC son las temperaturas de WorldClim y P es el valor real puntual de la estación). 90

Figura 4.15 Datos de TMax por climas LANMAP2 y fuente de datos.	91
Figura 4.16 Datos de TMedia por climas LANMAP2 y fuente de datos.....	93
Figura 4.17 Datos de TMin por climas LANMAP2 y fuente de datos.	93
Figure 5.1 The climate recording stations in the three geographical domains (Atlantic, Scandinavian, Mediterranean) used in this study to cluster the climate records and evaluate the relationships between rainfall, saturation deficit, relative humidity and Normalized Difference Vegetation Index. Each point indicates a climate recording station	104
Figure 5.2 Seasonal variation of the values of the NDVI, SD, R, and RH recorded by the network of climate stations displayed in Fig. 5.1 and clustered according to the three geographical domains used in this study (Atlantic, Scandinavian, Mediterranean). Values of NDVI range from -1 to 1 and are unitless. Values of SD and rainfall are in mm, and those of RH are in %.....	110
Figure 5.3 Seasonal variation of the values of the NDVI, SD, R, and RH, recorded by the network of climate stations displayed in Fig. 5.1 and clustered according to the nine standard categories of climate used in this study (Atlantic, Scandinavian, Mediterranean). Values of NDVI range from -1 to ?1 and are unitless. Values of SD and rainfall are in mm, and those of RH are in %	110
Figure 5.4 Seasonal variation of the values of the NDVI, SD, R, and RH, recorded by the network of climate stations displayed in Fig. 5.1 and clustered according to the eight categories of land use used in this study (Atlantic, Scandinavian, Mediterranean). Values of NDVI range from -1 to ?1 and are unitless. Values of SD and rainfall are in mm, and those of RH are in %.....	111
Figure 5.6 Seasonal variation in the change (%) in RH and SD in relation to the amount of rain recorded at 1-day lag. Data are clustered according to the nine categories of climate used in this study	114
Figure 5.7 Seasonal variation in the change (%) in RH and SD in relation to the amount of rain recorded at 1-day lag. Data are clustered according to the eight categories of land cover used in this study. Values of rainfall are in mm no correlations between the amount of rainfall and the water content of the air were observed. Even within homogeneous categories of climate or land cover, correlations were poor, suggesting that these variables are uncorrelated, but that additional variables are necessary to unwrap the complex relationships among them. Patterns of rainfall undoubtedly have an effect on the RH at large spatial scales (Rao, Cavalcanti and Hada, 1996; Thornton et al., 2000). However, the effects are not the same in different biomes. For example, rainfall events in the Mediterranean region tend to be sudden, short-duration storms that may generate an appreciable amount of water in a few hours. The storms produce short, sharp increases in air water availability because of both the high amount of water and the low value of RH. In Mediterranean areas, the resulting rainfall from storm events produces large variations in the air water content, which drops as a consequence of the prevailing.....	115
Figure 6.1. The seasonality of the three active stages of <i>Ixodes ricinus</i> in the Pyrenees (a) and Rioja (b) expressed as the percentage of the total questing specimens of each stage collected for one complete calendar year. The charts are displaced to allow a comparison of collections between the same years at the 2 sites.....	127

Figure 6.2. Monthly values for the land surface temperature from the satellites Terra and Aqua at both the Pyrenees (a) and Rioja (b) in degrees Celsius. The values are accumulated monthly temperature. The charts are displaced to allow a comparison of collections between the same years at the two sites. LSTD, land surface temperature in the daytime; LSTN, land surface temperature in the night time. 128

Figure 6.3 Monthly Normalized Difference Vegetation Index (NDVI) values from the satellite Terra at both the Pyrenees and Rioja. 129

Figure 6.4. Observed scaled accumulated monthly values of active larvae as a function of the accumulated land surface temperature (LSTD) derived from the sensor Terra in either the Pyrenees (a) or Rioja (b). The complete set of observations was used to produce the chart in (c). 131

Figure 6.5. Observed and predicted accumulated temperature necessary for the recruitment of a given percentile of active nymphs from a given percentile of active larvae 133

Figure 6.6. Calculation of the error between actual and predicted accumulated temperatures as the difference in days in which the total accumulated temperature is predicted compared to actual observations. (a) The error in days according to the accumulated scaled values of larval cohort (AML) used to predict the regression equations of the accumulated temperature. (b) The error in days according to the accumulated scaled values of larval cohort (AMN) used to predict the regression equations of the accumulated temperature. 135

ÍNDICE DE TABLAS

Tabla 1.1. Familias, géneros y número de especies de garrapatas contabilizadas en la región paleoártica en 2017 (Estrada-Peña et al., 2017a)	28
Tabla 1.2: Principales enfermedades humanas transmitidas por garrapatas. Fuente: Latapia (2017).....	29
Tabla 1.3: Especificación de los objetivos específicos explorados en las publicaciones obtenidas, acompañadas de sus principales etapas metodológicas y de los softwares/aplicaciones utilizadas.....	34
Tabla 2.1: Características básicas de los productos de MODIS utilizados. Fuente: Wan (2007). Collection-5 MODIS Land Surface Temperature Products Users' Guide. https://vip.arizona.edu/documents/MODIS/MODIS_VI_UsersGuide_01_2012.pdf	41
Table 3.1: Mean results comparing MODIS LST estimates and ECA&D temperatures.....	60
Table 3.2: Mean errors derived from comparisons of MODIS LST measurements and ECA&D temperatures (ascending list with the error greater than 1°C. Error terms include data from both Terra and Aqua satellites relative to ECA&D ground recording station temperature data. Negative values reflect underestimation by MODIS).....	66
Table 3.3: Tabulation of Terra satellite transit during daytime and the error resulting from comparing temperatures registered to the maximum temperatures observed by ECA&D ground recording stations (the MODIS derived data included only high-quality pixels).....	66
Table 3.4: Tabulation of Aqua satellite transit during the day and the errors resulting from comparing temperatures registered to the maximum temperatures observed by ECA&D ground recording stations (the MODIS derived data included only high-quality pixels).....	67
Table 3.5: Tabulation of Terra satellite transit during night and the errors resulting from comparing temperatures registered to the minimum temperatures observed by ECA&D ground recording stations (the MODIS derived data included only high quality pixels).....	67
Table 3.6: Tabulation of Aqua satellite transit during night-time and the error resulting from comparing temperatures registered to the minimum temperatures observed by ECA&D ground recording stations (the MODIS derived data included only high quality pixels).....	67
Tabla 4.1. Relación de climas existentes en cada estación de control y su ubicación	78
Tabla 4.2. Datos por estaciones para ECA&D, en todas sus variables y series temporales, junto con el valor real de la estación ECA&D para el período 2000-2010 .	89
Tabla 4.3. Datos por estaciones para MODIS, WorldClim a escala 0,05 y 0,25° y valor real de la estación ECA&D para el período 2000-2010.....	89
Tabla 4.4: Tabla 4.4 Comparación temperatura máxima-media y mínima por regiones climáticas estimado según ECA&D.....	92

Tabla 4.5: Comparación temperaturas obtenidas (Día/Noche y Máxima, media y mínima) por regiones climáticas según las fuentes: MODIS y WorldClim.	92
Table 5.1 Regressions calculated between the daily observations of saturation deficit (SD) and rainfall	107
Table 5.2 Regressions calculated between the daily observations of relative humidity (RH) and rainfall (R) clustered according to the three geographical domains, the nine categories of climate and the eight categories of land cover	108
Table 5.3 Regressions calculated between the daily observations of saturation deficit (SD) and 16-day NDVI clustered according to the three geographical domains, the nine categories of climate and the eight categories of land cover	112
Table 5.4 Regressions calculated between the daily observations of relative humidity (RH) and 16-day	113
NDVI clustered according to the three geographical domains, the nine categories of climate and the eight	113
categories of land cover	113
Table 5.5 Regressions calculated between the amount of rain (RDB) and the change (%) in saturation deficit (SD) calculated 1 day after the rainfall event according to the three geographical domains, the nine categories of climate and the eight categories of land cover.	116
Table 5.6 Regressions calculated between the amount of rain (RDB) and the change (%) in relative humidity (RH) calculated 1 day after the rainfall event according to the three geographical domains, the nine categories of climate and the eight categories of land cover	117
Table 6.1. Regression equations describing the scaled accumulated number of larvae of <i>I. ricinus</i> in the environment as a function of accumulated land surface temperature in the daytime (LSTD) from the MODIS-Terra sensor. Results from the two collection sites (Pyrenees and Rioja) are shown separately, as well as combined into a single equation.	131
Table 6.2. Importance of the variables in the regression equations describing the scaled accumulated fraction of nymphal <i>I. ricinus</i> (AMN) in the environment as a function of the scaled accumulated fraction of larvae (AML) the year before and remotely sensed variables. Both year and site are included as covariates to check for the effect on regressions.	132
Table 6.3. Regression equations describing the scaled accumulated fraction of nymphal <i>I. ricinus</i> in the environment as a function of accumulated land surface temperature in the day time (LSTD) from the Aqua sensor, the accumulated NDVI (Terra) and the current values of LSTD. Results from the two collection sites (Pyrenees and Rioja) are shown separately, as well as combined into a single equation. Other than different combinations of remotely sensed variables, every combination of the scaled accumulated number of larvae (AML) at year 'y' and the scaled accumulated number of nymphs (AMN) at year 'y + 1' were always included in regressions. Results below included the models with lowest value of the Akaike information criterion as a measure of the best model.....	132

ÍNDICE DE ECUACIONES

Ecuación 2.1: Fracción Acumulada Mensual de presencia de Larvas (AML), donde L es total de Larvas; i el mes, y el año; s el lugar; y m el mes.	45
Ecuación 2.2: Fracción Acumulada Mensual de presencia de Ninfas (AMN), donde N es total de Ninfas; i el mes, y el año; s el lugar; y m el mes.....	45
Ecuación 2.3: Ecuación de Dobson et al. (2011a) validada para la descripción del ciclo de vida una garrapata común en la zona de estudio. Siendo T la variable temperatura.	48
Ecuación 2.4 Calculo de humedad relativa (Wanielista et al., 1997) expresado en porcentaje como la relación entre presión de vapor saturado en punto de rocío y la presión de vapor de saturación real	50
Ecuación 2.5 Calculo de déficit de saturación (Randolph y Storey, 1999) expresada en mmHg (donde RH es la humedad relativa media diaria del aire en porcentaje y T es la temperatura media del aire en grados Celsius.	50

RESUMEN

Las garrapatas (Ixodidae) son ectoparásitos hematófagos que actúan como vectores de propagación de numerosas enfermedades infecciosas, víricas y bacterianas, tanto a animales como a seres humanos. Estos ácaros de tamaño macroscópico están identificados como los artrópodos que causan mayores pérdidas económicas en el sector ganadero y mayores problemas de salud pública en la sociedad. Con 900 especies diferentes, se encuentran presente en los cinco continentes habitados y son numerosos los registros que señalan que en las últimas décadas se está produciendo un incremento generalizado en el alcance y magnitud de las enfermedades transmitidas por garrapatas en todo el planeta. En el caso concreto de Europa, situada en la región del Paleártico occidental, se están recogiendo en los últimos años datos que muestran la presencia de nuevas especies y la ampliación de los límites ecológicos de algunas asentadas desde que existen registros, como, por ejemplo, *Ixodes ricinus* (la más común en suelo europeo). Diversas investigaciones señalan al aumento de temperatura provocado por el cambio climático como responsable de esta situación, si bien existen otros factores que pueden coadyuvar como los cambios en los usos del suelo, el paisaje y la disponibilidad de hospedadores.

La presente tesis tiene como objetivo general validar la utilidad de variables obtenidas mediante teledetección para la modelización y control de presencia de garrapatas en el Paleártico occidental, concretamente en el continente europeo. Con este fin, se estudia el uso de series multitemporales derivadas del sensor MODIS situado a bordo de las plataformas satelitales Terra y Aqua. En concreto se analizan las variables de temperatura de superficie y el índice de vegetación NDVI proporcionadas por este sensor y se comparan con otras variables relacionadas con ellas que son usadas comúnmente en la bibliografía como factores marcadores de la fenología de las garrapatas y su presencia.

Así, en primer lugar, se evaluaron los errores sistemáticos que ofrece la variable temperatura de superficie de MODIS para su utilización en la modelización de garrapatas. Para ello, se tomó como referencia una red de estaciones meteorológicas repartidas por el conjunto del área de estudio y se comparó, espacial y temporalmente, los datos adquiridos por éstas con la información adquirida por el sensor espacial usando como marco de referencia espacial regiones ecológicas. Se constató la necesidad de un adecuado filtrado y procesado de los datos para optimizar la calidad de los mismos. Asimismo, se confirmó su validez para estimar temperatura máxima y mínima, ajustando muy bien en latitudes medias, pero con errores significativos asociados a motivos geográficos (Cuenca Mediterránea y Europa del Norte), temporales (hora de paso) y técnicos que limitan su uso en aplicaciones ecológicas. Finalmente, se demuestra la importancia de los errores detectados en las estimaciones de MODIS con respecto a los datos de temperatura del aire a través de un modelo de desarrollo de *Ixodes ricinus*, obteniéndose diferencias en los modelos de distribución anual de un 36%.

Ampliando esta revisión, se comparó de igual forma las variables de temperatura de superficie de MODIS con distintas fuentes de datos climáticas interpoladas de uso científico (ECA&D y WorldClim) que consideran la temperatura del aire. Estas tres series de datos se comparan teniendo en cuenta dos tamaños de píxel y los distintos tipos de climas existentes. De este modo, se contrastó la importancia del conocimiento y

tratamiento de los datos a distintas escalas temporales y espaciales y se reafirmó la utilidad de MODIS y sus limitaciones con respecto de los datos interpolados tradicionales para ser tenida en cuenta en estudios sobre presencia de garrapatas.

Dado que el índice de vegetación NDVI es, junto a precipitación, la variable más frecuentemente utilizada en modelos de distribución de especies como sustituta de la variable presencia de agua en la atmósfera, se compararon en el área de estudio los valores de NDVI obtenidos por MODIS con datos de precipitación y con datos de humedad relativa y déficit de saturación para el conjunto de la serie temporal contemplada. A la escala temporal y espacial analizada, los patrones de precipitación no tienen relación alguna con la humedad relativa y el déficit de saturación, mientras que estas dos variables sí que presentan correlación con el NDVI, lo que habilita el uso de este índice espectral como alternativa, si bien es de reseñar que ésta correlación es baja y su uso como estimador directo debe realizarse con precaución y analizando cada caso.

Finalmente, una vez analizadas ambas variables y conocidas sus limitaciones, se analizó la correlación de las variables temperatura de superficie y NDVI de MODIS con la actividad acumulada de las fases larva y ninfa de la garrapata *Ixodes ricinus* en dos puntos de España (localizados en las provincias de Huesca y de La Rioja) para una serie temporal de capturas de garrapatas de 7 años (2001-2007). Para estas localizaciones puntuales, los resultados obtenidos permiten correlacionar interanualmente la fase larva y ninfa con un margen de error de más-menos veinte días definiendo un método sencillo de prevención y control de esta fase.

En conclusión, en el contexto de las series multitemporales de productos de teledetección de media resolución espacial, se han aplicado procesos metodológicos y generado información que permite avanzar en el desarrollo de modelos de predicción del ciclo de vida de las garrapatas. Los resultados obtenidos señalan que, a la escala y resolución espacial empleada, aunque existen limitaciones sistemáticas en el uso de la variable de temperatura de superficie y del índice de vegetación NDVI, estas permiten ajustar en localizaciones concretas modelos del ciclo de vida de estos artrópodos, permitiéndose así identificar los períodos de riesgo y facilitar la toma de decisiones respecto su control y prevención.

ABSTRACT

Ticks (Ixodidae) are hematophagous ectoparasites that act as vectors for the spread of numerous infectious, viral and bacterial diseases, both to animals and human beings. These macroscopic size mites are identified as the arthropods that cause the greatest economic losses in the livestock sector and the biggest public health problems in the society. With 900 different species and present in the five inhabited continents, there are numerous records indicating that in the last decades there has been a generalized increase in the scope and magnitude of tick-borne diseases throughout the globe. In the specific case of Europe, located in the western Palearctic region, data has been collected in recent years that show the presence of new species and the expansion of ecological limits of some settled species since the existence of records, such as, for example, *Ixodes ricinus* (the most common on European soil). Different research works point out that the rise in global temperature, caused by the climate change, is responsible for this situation, although there are other factors possibly contributing, such as changes in land use, landscape and host availability.

The general aim of this thesis is to validate the usefulness of variables derived from remote sensing for the control and modeling of the presence of ticks in the Western Palearctic, specifically on the European continent. To this end, the use of multi-temporal series derived from the MODIS sensor, located in Terra and Aqua satellite platforms, is investigated. Specifically, the surface temperature variables and the NDVI vegetation index provided by this sensor are analyzed and compared with other variables that are commonly used in the literature as factors that determine tick phenology and presence.

Firstly, the systematic errors offered by the surface temperature variable from MODIS were evaluated for their use in tick modeling. For this reason, the data collected by a network of meteorological stations distributed throughout the study area, taken as a reference, were compared spatially and temporally, with the information received from the spatial sensor, using as spatial areas of reference different ecological regions. An adequate data filtering and processing was found necessary to optimize its quality. Likewise, data validity to estimate maximum and minimum temperature was confirmed, being very accurate in medium latitudes, but with significant errors associated with geography (Mediterranean Basin and Northern Europe), temporal (satellite transit time) and technical reasons that limit its use in ecological applications. Finally, the relevance of the errors detected in MODIS estimates concerning the air temperature data through a development model of *Ixodes ricinus* was demonstrated, obtaining differences of about 36% in the annual distribution models.

Expanding this review, MODIS surface temperature variables were also compared with different interpolated climatic data sources of scientific use (ECA&D and WorldClim) which consider the air temperature. These three data series are compared considering two pixel sizes and the different types of existing climates. This analysis revealed the importance of the data knowledge and treatment at different temporal and spatial scales, and the usefulness of MODIS, but also its limitations with respect to traditional interpolated data, for studying the presence of ticks.

NDVI vegetation index, summed to precipitation, are the most frequently used variables in species distribution modeling as substitutes of presence of water in the atmosphere. Accordingly, in the study area, the NDVI values obtained from MODIS were compared for the whole analyzed time series with precipitation and relative humidity and

saturation deficit data . At the temporal and spatial scale of analysis, the precipitation patterns have no relationship with relative humidity and saturation deficit, while these two variables are correlated with NDVI, which enables the use of this spectral index as an alternative, although it is necessary to point out that this correlation is low and its use as a direct estimator must be taken cautiously and analyzed in every case.

Finally, once analyzed both variables and known their limitations, it was tested the correlation of the variables: surface temperature and NDVI of MODIS, with the accumulated activity of the larva and nymph stages of the *Ixodes ricinus* tick in two areas in Spain (located in the provinces of Huesca and La Rioja) for a temporary series of tick captures of 7 years (2001-2007). For these specific locations, the results obtained allow to correlate the larval and nymph stage inter annually with a margin of error of plus or minus twenty days, defining a simple method of prevention and control of this stage.

In conclusion, in the context of multi-time series of remote sensing products from medium spatial resolution, the methodological processes applied have generated information that allows to advance in the development of prediction models of the tick's life cycle. The obtained results indicate, that at the scale and spatial resolution used, and despite having some systematic limitations in the use of the surface temperature variable and the NDVI, it is possible to adjust, in specific locations, models of the life cycle of these arthropods, allowing, in such a way, the identification of risk periods to facilitate decision-making regarding its prevention and control.

CAPÍTULO 1.

INTRODUCCIÓN

1.1. Las garrapatas

Las garrapatas son ácaros macroscópicos caracterizados por poseer cuatro pares de patas y un cuerpo globoso aplanado dorso-ventralmente y no segmentado que, a diferencia de otros arácnidos, cuyo cuerpo está dividido en dos partes, son ectoparásitos obligados que se alimentan de la sangre de sus hospedadores (hematófagos) (Martínez-Mier, 2016). Durante la toma de sangre, y a través de varias vías como la saliva, el fluido coxal y la regurgitación del contenido intestinal o las heces, las garrapatas pueden transmitir a sus hospedadores un amplio y variado conjunto de patógenos causantes de graves enfermedades emergentes, algunas de ellas letales (Márquez-Jiménez et al., 2005).

Así, las garrapatas son los artrópodos que, de forma activa, mayor cantidad de enfermedades, generalmente víricas o bacterianas, transmiten a los humanos, ganado y especies salvajes (Durden, 2006). Los científicos que investigan éstas han confirmado que son provocadas casi siempre por factores socioeconómicos, medioambientales y ecológicos y que las zoonosis infecciosas emergentes representan "una amenaza creciente y significativa para la sanidad mundial" (Jones et al., 2008).

Son ininidad los datos recogidos durante las últimas décadas del siglo XX y comienzos del siglo XXI que muestran un incremento global en el alcance y magnitud de las enfermedades transmitidas por garrapatas (Munderloh y Kurti, 2011). El número de distintos patógenos significativos con interés epidemiológico no ha dejado de crecer en las últimas décadas (Patz et al., 2000). Este incremento se relaciona con un complejo conjunto de factores que incluyen el paisaje, el clima, la disponibilidad de hospedadores y la distribución de las garrapatas que, en las condiciones adecuadas, crean regiones de alto riesgo (Rogers y Randolph, 2006).

Existen unas 900 especies de garrapatas descritas que se reparten en tres familias según sus características morfológicas y fisiológicas: Ixodidae (702 especies, conocidas como garrapatas “duras” por la presencia de escudo dorsal); Argasidae (191 especies, denominadas garrapatas “blandas”, debido a la ausencia de escudo); y Nuttallielidae (2 especies, con una morfología híbrida entre blandas y duras) (Guglielmo et al., 2014). De estas tres familias, las “duras” son las principales transmisoras de enfermedades a sus hospedadores (Anderson, 2002). La distribución y presencia de especies está en constante evolución. Centrándonos en la región Paleártica, a pesar de ser un área bien estudiada, se están reconociendo nuevas especies, ya sea porque se han actualizado las metodologías o porque se han mejorado los métodos de captura, siendo sus mapas de distribución continuamente actualizados (Petney et al., 2017). La Tabla 1.1 muestra las familias, géneros y número de especies de garrapatas inventariadas por Estrada-Peña et al.(2017) en la región Paleártica.

Tabla 1.1. Familias, géneros y número de especies de garrapatas contabilizadas en la región paleoártica en 2017 (Estrada-Peña et al., 2017a)

Familia	Género	Especies descritas
Ixodidae	<i>Ixodes</i>	44
	<i>Dermacentor</i>	14
	<i>Haemaphysalis</i>	19
	<i>Hyalomma</i>	7
	<i>Rhipicephalus</i>	7
Argasidae	<i>Argas</i>	6
	<i>Ornithodoros</i>	7

La garrapata *Ixodes ricinus* es la más común en Europa (Schuler et al., 2014) (Figura 1.1). Distintos estudios revelan que los límites ecológicos de *I. ricinus* se están ampliando altitudinal y latitudinalmente gracias al aumento de temperatura provocado por el cambio climático (Lindgren et al., 2000; Zeman y Benes, 2004).

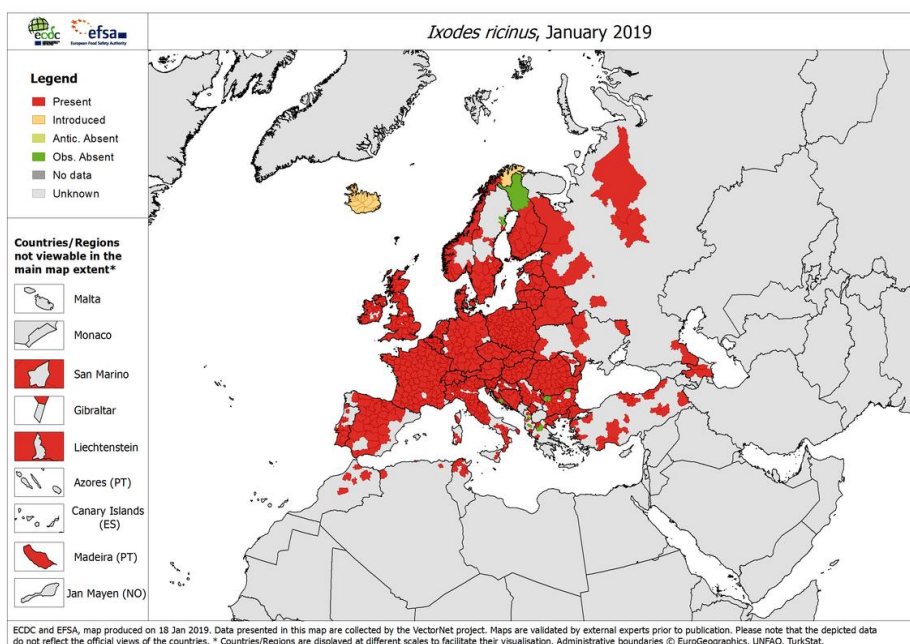


Figura 1.1. Distribución de *Ixodes ricinus* en la región paleoártica (enero 2019): European Food Safety Authority (EFSA) y European Centre for Disease Prevention and Control (ECDC) <https://www.ecdc.europa.eu/en/publications-data/ixodes-ricinus-current-known-distribution-january-2018>

También a nivel europeo, aunque con un carácter menos extendido y más regional son igualmente destacables, debido a su alta capacidad de transmisión de enfermedades, las especies *Rhipicephalus sanguineus* (conocida comúnmente como “garrapata del perro”), *Hyalomma marginatum* (concentrada principalmente en el arco mediterráneo) y *Dermacentor reticulatus* (en Europa central).

De forma directa, las garrapatas afectan a sus hospedadores destruyendo tejidos, reduciendo defensas, generando dolor, pérdidas de sangre (anemia), parálisis, etc. (Mehlhorn, 2008), daños que son severos en casos de infecciones masivas, más propias de climas tropicales, o cuando afectan a hospedadores de interés humano o agrícola (daños en la producción). Por ejemplo, se ha descrito que cada hembra de la especie *Rhipicephalus microplus* es responsable de pérdidas en la producción bovina equivalentes a 8,9 ml de leche/día y 1gr de peso corporal al día (Jonsson et al., 1998).

Ahora bien, el principal interés y prioridad médica con respecto a las garrapatas es debido a su potencial como vectores de patógenos, tanto a los humanos como a los animales (Day, 2011). Aunque han sido consideradas durante mucho tiempo enfermedades tropicales, actualmente son comunes en países de clima templado, con incrementos de prevalencia muy significativos, especialmente en Europa (Beugnet y Marie, 2009). Sin embargo, de igual forma, siguen existiendo carencias en el conocimiento de cómo se vinculan las garrapatas con muchos de sus patógenos (Franke et al., 2013). La tabla 1.2 refleja los principales patógenos transmitidos en Europa de interés humano, su agente causal, su vector, reservorio, vía de transmisión y síntomas.

Tabla 1.2: Principales enfermedades humanas transmitidas por garrapatas. Fuente: Latapia (2017)

Enfermedad	Agente causal	Vector	Reservorio	Vía/s de transmisión	Sintomatología en humanos
Borreliosis de Lyme	<i>Borrelia burgdorferi</i>	<i>Ixodes ricinus</i> , <i>scapularis</i> , <i>persulcatus</i> (según área)	Pequeños mamíferos y aves	Vector	Síndrome febril y eritema migrans. Puede evolucionar afectando órganos.
Encefalitis transmitida por garrapatas (TBE)	<i>Flavivirus</i>	<i>Ixodes ricinus</i> , <i>persulcatus</i> (según área)	Pequeños mamíferos	Vector; consumo de productos contaminados; posibilidad de transmisión vertical	Fase febril y fase neurológica con encefalitis y/o meningitis
Rickettsiosis (grupo de las fiebres manchadas)	<i>Rickettsia</i> spp.	<i>Dermacentor</i> spp., <i>Rhipicephalus</i> spp., <i>Amblyomma</i> spp.	Animales domésticos y salvajes	Vector	Síndrome febril y erupción en la piel
Babesiosis	<i>Babesia</i> spp.	<i>Ixodes ricinus</i>	Rumiantes, domésticos y salvajes y roedores	Vector; transfusión de sangre; posibilidad vertical	Asintomática y/o tipo febril con posible evolución grave
Fiebre Hemorrágica de Crimea-Congo (CCHF)	<i>Nairovirus</i>	<i>Hyalomma marginatum</i> principalmente	Pequeños y grandes mamíferos y aves	Vector; contacto de fluidos de animales virémicos; nosocomial	Fiebre alta, dolor muscular, dolor abdominal y vómitos

Tres especies del género *Ixodes* son vectores principales para la transmisión de la borreliosis de Lyme (LB) en Europa, producida por el grupo de bacterias *Borrelia burgdorferi* s.l. (Pérez et al., 2012), las cuales son una amenaza importante para la salud humana (Tälleklint y Jaenson, 1998), dado que se erigen como los patógenos transmitidos por garrapatas más ampliamente distribuidos en el hemisferio norte, con una prevalencia anual de más de 65.500 casos notificados en Europa (Rizzoli et al., 2011).

El virus de la encefalitis transmitida por garrapatas (TBE) es endémico en Europa y, debido a su importancia médica. Se ha incluido recientemente en la lista de enfermedades de declaración obligatoria (Amato-Gauci y Zeller, 2012). El principal vector de TBE es la garrapata *I. ricinus*. Según Daniel et al., (2009) y Stefanoff et al., (2012), la incidencia de TBE en Europa se ha visto influenciada por factores climáticos y socio-demográficos.

Una de las últimas amenazas existentes en el continente europeo a consecuencia de la expansión de su principal vector de expansión, las garrapatas del género *Hyalomma*, (Whitehouse, 2004; Mertens et al., 2013), es el virus de la fiebre hemorrágica Crimea-Congo (CCHFV). De forma reciente han aparecido los cinco primeros casos del mismo en Europa, como por ejemplo en España, donde en 2018 se reportó el primer fallecido.

Finalmente, a nivel europeo, destaca también el virus de la peste porcina africana, endémico de algunas regiones del continente. Ésta es la enfermedad más importante potencialmente transmitida por las garrapatas blandas. Se erradicó de Europa en los años 90, salvo en Cerdeña, pero desde 2007 se ha observado que está emergiendo en ciertas zonas del Este de Europa, en los países bálticos y en Bélgica, donde en 2018 provocó graves perjuicios económicos. De momento, sin embargo, aunque las garrapatas del género *Ornithodoros* pueden constituir un vector de transmisión de este virus (Guinat et al., 2016), no se ha demostrado que su transmisión sea a través de éstas, sino de forma directa entre cerdos/jabalíes.

1.2 Variables climáticas en el ciclo de vida de las garrapatas

Las garrapatas están adaptadas a un enorme rango de condiciones climáticas, las cuales definen su ciclo de vida (Sonenshine y Mather, 1994). En este sentido, muchos trabajos científicos han estudiado la relación entre el clima y el ciclo de vida de diversas especies de garrapatas (por ejemplo: Lees y Milne, 1951; Gray, 1991; Petney et al., 1987; Pegram y Banda, 1990; Lindsay et al., 1999; Randolph et al., 2002; Perret et al., 2003; Estrada-Peña et al., 2004a; Ogden et al., 2008) constatándose la existencia de esta relación.

En este sentido, se ha definido que la temperatura es la variable climática principal para el análisis de su tasa de desarrollo (Gray, 1982; Randolph, 2002b; Ogden et al., 2006), ya que, junto con el fotoperiodo, la temperatura es responsable del ciclo anual y las fases de parasitismo por garrapatas (Belozarov, 1982).

Por otra parte, los factores micro-climáticos imponen restricciones estacionales muy significativas en las dinámicas de la población de las garrapatas, ya que el mayor tiempo de su ciclo de vida (alrededor del 97%-99%) se desarrolla fuera del hospedador (Needham y Teel, 1991). Así, variables como el viento, la humedad, el estado de la vegetación, del suelo, la presencia animal o humana, etc., determinan si existe una adecuada correlación entre las condiciones climáticas y la presencia de los hospedadores que resolverán el éxito, o no, del complejo desarrollo final del ciclo de las garrapatas (4 estadios y hasta 3 hospedadores) y su potencial riesgo epidemiológico.

Su actividad viene definida por la búsqueda activa de hospedadores. Este proceso depende de la temperatura (Randolph, 2004), porque las garrapatas deben ascender y descender por la vegetación en busca de hospedador sin deshidratarse, tratando de conseguir un correcto equilibrio hídrico (Lees y Milne, 1951). Consecuentemente, las

tasas de mortalidad de las garrapatas están vinculadas al déficit de saturación, ya que estas pierden agua mientras esperan a los hospedadores (Lees, 1946) requiriendo reabsorber vapor de agua de la atmósfera (Rudolph and Knülle, 1974). Esta capacidad varía entre especies (Kahl y Knülle, 1988) y se ve especialmente afectada en condiciones microclimáticas cálidas y secas (Kahl y Alidousti, 1997).

La precipitación es una variable climática básica que ha sido frecuentemente utilizada como una primera aproximación a esta variable de déficit de saturación, empleándose para el estudio de las tasas de desarrollo, actividad y mortalidad de las garrapatas (Barandika et al., 2006; Leschnik et al., 2008; Bursali et al., 2011). Sin embargo, otros trabajos (p.ej. Perret et al., 2003, 2004) han mostrado que, aunque la precipitación puede ser un parámetro básico para definir el clima a escala global y regional, no es adecuado para definir el ciclo de vida de las garrapatas. En su lugar, otros autores como Estrada-Peña, (1999a y b), Randolph, (2000) y Cumming, (2002) proponen el uso del índice espectral *NDVI* (*Normalized Difference Vegetation Index*) (Rouse et al., 1974) como variable a emplear, dado que este índice de teledetección es más sensible a la relación que se establece entre la humedad en el medio y el déficit de saturación.

1.3 El uso de la teledetección para el estudio de las garrapatas

Gracias a la Teledetección y a los Sistemas de Información Geográfica (SIG) se están desarrollando y optimizando una gran cantidad de modelos que, integrando variables bioclimáticas, están permitiendo correlacionar sus efectos en el ciclo de vida de gran número de especies de interés biosanitario como las garrapatas y otros parásitos artrópodos como los mosquitos. En estos modelos se analizan, por ejemplo, el efecto del cambio climático (Ogden et al., 2005), la estimación de la velocidad de invasión y área de desarrollo en este contexto (Leighton et al., 2012), o se valora el efecto de las migraciones de los hospedadores en las poblaciones de garrapatas (Qviller et al., 2013).

Los modelos de distribución de especies son una herramienta de gran valor en estudios de biogeografía, ecología, evolución, biología de la conservación y cambio climático entre otras disciplinas (Guisan y Thiller, 2005). Sin embargo, la facilidad actual para su creación mediante aplicaciones informáticas sencillas, destacando dentro de ellas Maxent (Maxent software for modeling species niches and distributions (Version 3.4.4). disponible en: http://biodiversityinformatics.amnh.org/open_source/maxent/; revisado el 25-12-2020) (Phillips et al., 2006; Elith et al., 2011) no debe hacer olvidar que las variables que utilizan deben de ser adecuadas y significativas, relacionadas con el problema ecológico a analizar (Guisan y Zimmermann, 2000; Austin, 2002; Guisan y Thuiller, 2005).

Los modelos de distribución de especies permiten evaluar las potenciales consecuencias del cambio climático en la distribución de los parásitos y su efecto como vectores de enfermedades en relación a sus hospedadores y a la salud pública en general (Rogers et al., 2002; Brownstein et al., 2003; Ostfeld et al., 2005; Diuk-Wasser et al., 2006; Estrada-Peña y Venzal, 2007; Ogden et al., 2008; Jaenson et al., 2009). Integrar los datos climáticos que definen los hábitats de las especies junto con información de presencias y tolerancias conocidas ayuda a parametrizar y optimizar los modelos de cambio en los procesos ecológicos.

En el caso de las garrapatas, a pequeña escala, hay dos grandes líneas de trabajo: (i) la que se centra en el desarrollo de modelos de distribución (presencia), en la cual se intentan encontrar relaciones entre los hábitos de parasitación de las garrapatas y sus condiciones abióticas y bióticas para definir el hábitat de las mismas y generar mapas de riesgo (i.e., Randolph, 1993; Kitron y Kazmierczak, 1997; Estrada-Peña, 1999); y (ii) la que busca encontrar los patrones de actividad, de las condiciones climáticas, de sus hospedadores y de los patógenos que las afectan, desarrollando mapas de densidad de poblaciones y buscando definir los periodos de riesgo de parasitación con el objetivo de definir herramientas de interés epidemiológico (Vrablik et al., 2010; Ozdenerol, 2015).

Ante la no disponibilidad de datos directos de humedad desde productos derivados de teledetección satelital (hasta el lanzamiento de la misión SMOS en 2009¹), el índice NDVI ha sido utilizado frecuentemente como una aproximación válida a esta variable en la parametrización del hábitat de las garrapatas (Estrada-Peña, 1999; Randolph, 2000; Cumming, 2002). Ejemplos de esta afirmación son los trabajos de Perry et al., (1991), Estrada-Peña et al., (2006) y Kessler et al., (2019). Si bien este índice parece adecuado para esta parametrización en general del hábitat de estos ácaros macroscópicos, es necesario señalar que parece ser menos significativo respecto a la estimación de la abundancia estacional de ciertas especies, como *I. ricinus* (Bisanzio et al., 2008).

¹ A pesar de su potencial utilidad, no se ha encontrado aún ninguna referencia bibliográfica que utilice los datos de humedad proporcionados por la misión SMOS (<https://earth.esa.int/eogateway/missions/smos>) en modelos de presencia o distribución de garrapatas.

1.4 Objetivos y estructura de la tesis

Una vez descrita la situación y el contexto científico en los apartados anteriores, el objetivo general de la tesis es validar la utilidad de datos climáticos procedentes de fuentes de datos geográficas para el desarrollo de modelos significativos en el campo de las garrapatas en el área Paleártica occidental. Los siguientes objetivos específicos permitirán la consecución del objetivo principal de la tesis.

1- Evaluar las limitaciones de los productos de temperatura procedentes de la misión espacial MODIS para el ajuste de modelos de desarrollo de garrapatas.

2- Comparar los datos de temperatura de MODIS respecto a los disponibles en las bases de datos de WorldClim y ECA&D.

3- Evaluar las limitaciones del producto NDVI de MODIS para la obtención de modelos de desarrollo de garrapatas.

4- Explorar la utilidad de datos de temperatura y NDVI de MODIS para el ajuste de dos modelos de desarrollo de garrapatas a escala local dentro de nuestra zona de estudio.

Al realizarse la tesis en la modalidad “compendio de publicaciones”, los objetivos específicos se desarrollan en los capítulos centrales de esta memoria (capítulos 3, 4, 5 y 6), en los cuales se reproducen íntegramente los artículos que recogen las investigaciones realizadas (ver tabla 1.3). En este primer capítulo se ha introducido la propuesta de la tesis y se continúa a lo largo del capítulo 2 resumiendo el área de estudio, materiales y metodología empleada en el conjunto de publicaciones desarrolladas.

El capítulo 3 responde al primer objetivo específico, donde se procesan las variables de temperatura de MODIS durante un total de diez años, disgregándolas espacial y ecológicamente con respecto a datos de ECA&D. Así, se identifican las limitaciones y consideraciones a tener en cuenta de cara a su correcta aplicación en modelos de desarrollo de garrapatas. Se evidencia la diferencia entre las variables temperatura del aire y de la superficie, así como también se comprueba las variaciones en los datos espaciales según su situación espacial o ecológica.

En el capítulo 4 se desarrolla el segundo objetivo específico a partir de las consideraciones obtenidas en el capítulo anterior. Así, se contrastan distintas bases de datos de temperatura validadas científicamente con los datos de temperatura de MODIS y datos puntuales reales en el área de estudio para el mismo período de tiempo. Se comprueban las ventajas y deficiencias que los datos de MODIS aportan a las bases de datos de temperatura ya existentes y su funcionalidad/limitación en el desarrollo de modelos.

En el capítulo 5 se aborda el tercer objetivo específico, haciéndose uso de las series de variables NDVI MODIS para comprobar su grado de significación en el desarrollo de modelos de garrapatas. Se comparan sus datos con datos reales de humedad relativa, precipitación y déficit de saturación en tres regiones concretas del área de estudio. Estos datos fueron obtenidos de estaciones meteorológicas, siendo disgregados a su vez a nivel ecológico.

Tabla 1.3: Especificación de los objetivos específicos explorados en las publicaciones obtenidas, acompañadas de sus principales etapas metodológicas y de los softwares/aplicaciones utilizadas.

Objetivo específico 1	Principales etapas metodológicas	Software Utilizado
- Evaluar las limitaciones de los productos de temperatura procedentes de la misión espacial MODIS para el ajuste de modelos de desarrollo de garrapatas.	- Extracción de datos de temperatura - Optimización/Tratamiento de datos. - Evaluación MODIS /ECA&D. - Análisis Espacial de los resultados. - Evaluación resultados en un modelo de desarrollo de garrapatas.	- MODIS Reprojection Tools. Python. - QGIS – GRASS 6.4. - Rstudio: programación R.
<p>Publicación</p> <p>Alonso-Carné, J., García-Martín, A., Estrada-Peña, A., 2013. Systematic errors in temperature estimates from MODIS data covering the western Palearctic and their impact on a parasite development model. <i>Geospatial Health</i> 8 (1), 1-12. https://doi.org/10.4081/gh.2013.49.</p>		
Objetivo específico 2	Principales etapas metodológicas	Software Utilizado
- Comparar los datos de temperatura de MODIS respecto los disponibles en las bases de datos de WorldClim y ECA&D.	-Extracción de datos de temperatura - Optimización/Tratamiento de datos. -Análisis comparativo entre las distintas fuentes de datos. -ANOVA resultados con las estaciones de control. -Valoración eco-climática.	- Python. - QGIS – GRASS 6.4 - JMP 10.0 - Excel
<p>Publicación:</p> <p>Alonso-Carné, J., Estrada-Peña, A., García-Martín, A., 2017. Análisis comparativo de la información de temperatura de las bases de datos WorldClim, ECA&D y MODIS en el Paleártico Occidental. <i>Geographica</i> 69, 1-32. https://doi.org/10.26754/ojs_geoph/geoph.2017692317.</p>		
Objetivo específico 3	Principales etapas metodológicas	Software Utilizado
- Evaluar las limitaciones del producto NDVI de MODIS para la obtención de modelos de desarrollo de garrapatas.	-Extracción de datos de NDVI. -Optimización/Tratamiento de datos. -Obtención variables SD/HR. -Evaluación correlación entre variables. -Valoración eco-climática.	- MODIS Reprojection Tools; -Python - QGIS – GRASS 6.4 - JMP 10.0
<p>Publicación:</p> <p>Alonso-Carné, J., García-Martín, A., Estrada-Peña, A. 2015. Assessing the statistical relationships among water-derived climate variables, rainfall, and remotely sensed features of vegetation: implications for evaluating the habitat of ticks. <i>Experimental and Applied Acarology</i> 65, 107-124. https://doi.org/10.1007/s10493-014-9849-0.</p>		

Objetivo específico 4	Principales etapas metodológicas	Software Utilizado
- Explorar la utilidad de datos de temperatura y NDVI de MODIS para el ajuste de dos modelos de desarrollo de garrapatas a escala local dentro de nuestra zona de estudio.	- Extracción de datos de temperatura y NDVI. - Optimización/tratamiento de datos. - Aplicación modelo estadístico. -Validación resultados.	- MODIS Reprojection Tools; - Lenguaje y entorno de programación Python - QGIS – GRASS 6.4 - JMP 10.0
<p>Publicación:</p> <p>Alonso-Carné, J., García-Martín, A., Estrada-Peña, A., 2016. Modelling the phenological relationships of questing immature <i>Ixodes Ricinus</i> (Ixodidae) using temperature and NDVI data. <i>Zoonoses and Public Health</i> 63, 40-52 https://doi.org/10.1111/zph.12203.</p>		

El capítulo 6 recoge el último de los objetivos específicos, de forma que a partir de las consideraciones llevadas a cabo a lo largo de todo el proceso se ajusta un modelo de desarrollo de garrapatas para dos zonas concretas del área de estudio. Los modelos se validan gracias a la base de datos de abundancia estacional proporcionada y desarrollada por Agustín Estrada-Peña y su equipo.

Finalmente, en el capítulo 7 se recogen las conclusiones generales sobre las aportaciones de la investigación realizada y se describen las perspectivas de trabajo futuras que a partir de estas se han generado.

Asumiendo, como se ha descrito, que es un campo en constante desarrollo y son continuas las nuevas aportaciones al mismo, en esta tesis se presentan una serie de análisis y consideraciones que buscan:

- Consolidar las fuentes de datos procedentes de teledetección, en concreto MODIS, como válidas para su aplicación en el ajuste de modelos de desarrollo de garrapatas.
- Remarcar la necesidad de unas buenas prácticas en el tratamiento y análisis de los datos para lograr la mayor significación posible en el resultado de estos.

CAPÍTULO 2.

MATERIALES Y MÉTODOS

2.1. Área de estudio.

El área general de estudio se corresponde con la superficie del continente europeo incluida entre los 18,5 ° W, 42 ° E, 27 N ° y 66 ° N. Desde el punto de vista administrativo, contiene todos los países europeos al oeste de la frontera ruso-europea, por lo que se recoge toda la variabilidad climática presente en este continente (Figura 2.1).

El continente europeo es todo un paradigma respecto al grado de alteración del medio ambiente provocado por el hombre. Así, en la zona de estudio existe una inmensa heterogeneidad de paisajes debida a la acción antrópica ejercida durante siglos, siendo los dos extremos la presencia de algunas de las áreas pobladas más extensas del mundo y la existencia de “desiertos poblacionales” con parajes naturales apenas alterados.

Desde el punto de vista sanitario y, en particular, del veterinario, este territorio presenta un gran interés, dado que, como se ha ido describiendo en el anterior capítulo, el fenómeno global del cambio climático está provocando la aparición de enfermedades asociadas a la presencia de garrapatas en territorios en los que hasta hace unos años no existía constancia de ellas.

Esta variabilidad eco-climática ha sido analizada a nivel europeo en los capítulos 4 y 5 mediante la cartografía LANMAP2 Level 1 (Mücher et al., 2010), facilitándose de este modo su análisis en la explicación de los resultados obtenidos. En el capítulo 3, se utilizó el mapa de ecosistemas de WWF (Fondo Mundial de la Naturaleza) (<http://www.worldwildlife.org/science/data/item1875.html>) (revisado octubre, 2020).

En el caso del capítulo 6, en el cual se desarrolla un modelo de ciclo de vida completo de *I. ricinus*, el área de estudio se restringe a dos puntos concretos dentro de esta área situados en dos zonas distintas de media montaña del Sistema Ibérico (42 ° 14' N, 02 ° 28' W) y de los Pirineos (42°35' N, 0°09' W).

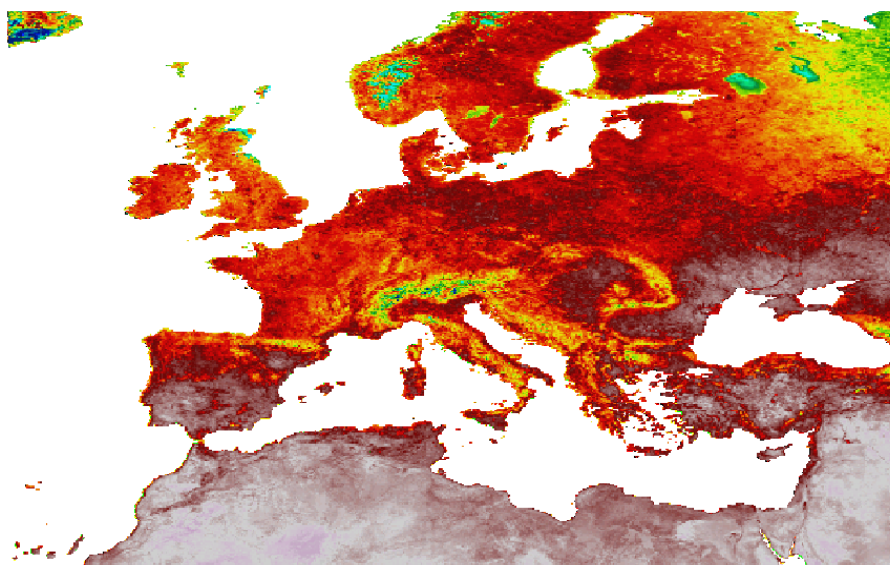


Figura 2.1 Representación del área de estudio. Elaboración propia a partir de MOD11C3 y QGIS.

2.2. Materiales: obtención y procesamiento.

2.2.1. Las series multitemporales MODIS.

Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer (MODIS) es el nombre del sensor a bordo de los satélites Terra y Aqua de la NASA (*National Aeronautics and Space Administration*), los cuales están vinculados a un programa científico de observación de la Tierra de esta agencia federal de los Estados Unidos de América que está centrado en la monitorización y estudio de procesos ligados con el cambio global, como son la temperatura terrestre y del océano, la detección de incendios, el color de los océanos, la cantidad de vapor de agua y nubes, etc.(ver <https://modis.gsfc.nasa.gov/>).

Estos satélites, que llevan en funcionamiento desde los años 2000 y 2002, respectivamente, captan, gracias a los detectores de MODIS, treinta y seis bandas espectrales (desde los 0,405 μm hasta los 14,385 μm) en tres resoluciones espaciales (250m, 500m, 1000m). La anchura de la franja de visualización de MODIS es de 2.330 km, lo que unido a que Terra y Aqua tienen órbitas iguales con distinta frecuencia de paso, hace que se obtenga información de toda la superficie de la Tierra cada uno o dos días (ver más detalles sobre las especificaciones del sensor MODIS y la órbita de Terra y Aqua en <https://modis.gsfc.nasa.gov/about/specifications.php>).

Desde el proyecto MODIS se ofrece a la comunidad científica una gran cantidad de productos gratuitos y a diversas escalas espaciales y temporales (ver <https://modis.gsfc.nasa.gov/data/>), siendo estos productos desarrollados y validados por un equipo científico propio (ver https://modis.gsfc.nasa.gov/sci_team/). Este hecho constituye una gran ventaja para el desarrollo de toda clase de estudios globales ya que ofrece una fuente de datos validada, gratuita y diaria de todo tipo de variables ambientales fundamentales.

El catálogo completo de productos MODIS y su descripción puede consultarse en: https://lpdaac.usgs.gov/product_search/?collections=Combined+MODIS&collections=Terra+MODIS&collections=Aqua+MODIS&view=list. Su descarga, previo registro gratuito en el portal *Land Processes Distributed Active Archive Center* (LP DAAC) (<https://lpdaac.usgs.gov/>), se hizo a partir de los repositorios MOLA y MOLT localizados en <https://e4ftl01.cr.usgs.gov/> (revisado diciembre 2020)

En la presente tesis doctoral se han sido utilizados los productos de temperatura MOD11C2, MYD11C2, MOD11C3, MYD11C3 y los productos NDVI MYD13C1 y MYD13C2 de la versión 5. Sus principales características se describen en la siguiente tabla.

Tabla 2.1: Características básicas de los productos de MODIS utilizados. Fuente: Wan (2007).
 Collection-5 MODIS Land Surface Temperature Products Users' Guide.
https://vip.arizona.edu/documents/MODIS/MODIS_VI_UsersGuide_01_2012.pdf.

Producto MODIS	Período	Variable	Res. espacial	Res. temporal
Terra Land Surface Temperature MOD11C2.005	2000-2010	Temperatura de superficie	5600m	8 días
Terra Land Surface Temperature MOD11C3.005		Temperatura de superficie	5600m	Mensual
Terra Vegetation Indices MOD13C1.005		Índice vegetación NDVI	5600m	16 días
Aqua Land Surface Temperature MYD11C3.005	2002-2010	Temperatura de superficie	5600m	8 días
Aqua Land Surface Temperature MYD11C3.005		Temperatura de superficie	5600m	Mensual
Aqua Vegetation Indices MYD13C1.005		Índice vegetación NDVI	5600m	16 días

Los productos de temperatura obtenidos de MODIS son fundamentales en los capítulos 3, 4 y 6 de la presente tesis. En concreto, en el capítulo 3 son utilizados para evaluar sus limitaciones para su empleo en el ajuste de modelos de desarrollo de garrapatas, en el capítulo 4 para conocer sus diferencias respecto al dato de temperatura de superficie proporcionado por las bases de datos de WorldClim y ECA&D y, por último, en el capítulo 6, para explorar su utilidad para el ajuste de dos modelos de desarrollo de garrapatas a escala local.

Tanto en el capítulo 3 como en el 4 se trabajó con la misma metodología: al tratarse de una gran cantidad de datos en bruto, en primer lugar, se ejecutó un script en Python que permitió la descarga automatizada de los mismos. A continuación, se desarrolló un script para la automatización del software *MODIS reprojection tool* que proyectó y recortó, de forma adecuada, el conjunto de imágenes a la zona de estudio. Finalmente, el conjunto de imágenes ya procesadas (una serie de 532 imágenes para las variables a 8 días de escala temporal, 117 en el caso de las mensuales) fue cargado en una base de datos GRASS para llevar a cabo el análisis espacial y estadístico correspondiente.

Aunque los datos de la versión 5 son validados por el equipo científico propio de MODIS – NASA (Wan, 2007) se optimizaron los resultados filtrando las imágenes. Se descartaron aquellos píxeles más dudosos usando el propio sistema de calidad que estas imágenes incluyen. Se desecharon outlayers y aquellos píxeles que MODIS estima con posibilidad de tener un error superior a 3°C debido al efecto de nubes, hielo, agua...etc. De igual forma mediante una rutina en software R se les aplicó una transformada de Fourier para descartar la presencia de vapor de agua (Scharlemann et al., 2008). Además, en el capítulo 4, con el objetivo de igualar las escalas para comparar los datos con ECA&D, los datos de MODIS fueron extrapolados a una escala espacial de 0,25° mediante un ajuste bilineal en GRASS.

En el caso de los productos de NDVI, su evaluación se desarrolló por completo en el capítulo 5, siendo esta tarea el objetivo del mismo. El procedimiento de obtención fue idéntico al descrito para la variable temperatura, siendo, de igual forma, descartados aquellos píxeles más alterados según los propios indicadores de calidad de MODIS. Finalmente, la utilidad de estos productos, junto a los de temperatura, fue explorada en el capítulo 6 para el ajuste de dos modelos de desarrollo de garrapatas a escala local.

2.2.2. Informaciones derivadas de bases de datos climáticas.

2.2.2.1. ECA&D

La base de datos climática ECA&D (*European Climate Assessment & Dataset*) está consolidándose como una base de referencia para los estudios de índole general a escala europea (Deidda et al., 2013; Chrysanthou et al., 2014; Spinoni et al., 2015). Esta base de datos engloba una red creciente de más de 5000 estaciones meteorológicas a partir de las cuales desarrollan modelos de variables climáticas a escala 0,25°. Los datos que proporciona, así como los de cada estación, son de acceso gratuito desde su web, previo registro en la misma (<https://www.ecad.eu/>).

En concreto, para esta tesis doctoral se descargaron los relativos a temperatura máxima, media y mínima a 0,25° de resolución espacial para las siguientes series temporales con el objetivo de favorecer su comparación con otras series de datos (entre paréntesis): 1950-2010 (serie completa), 1960-1990 (WorldClim), 2000-2010 (MODIS Terra) y 2002-2010 (MODIS Aqua).

Junto a esto, se obtuvo también la información bruta de un gran número de las estaciones meteorológicas incluidas en la red a partir de las cuales ECA&D genera sus modelos. Estas fueron usadas como dato de control de las variables analizadas en los capítulos 3, 4 y 5. El proceso es laborioso, ya que requiere descargar una ingente cantidad de datos disgregados por cada estación y variable a estudiar. En concreto, se procedió de la siguiente manera:

Se descargaron los ficheros *.txt de las cerca de 5000 estaciones disponibles. Estos ficheros *.txt contenían, para cada estación, los distintos datos meteorológicos diarios recogidos por estas para los distintos periodos de tiempo que están operativas. La amplia heterogeneidad en la calidad y disponibilidad de datos dentro de las estaciones disponibles dificulta este proceso. El desarrollo de un script Python integrado con Excel fue la herramienta implementada para, mediante un bucle, optimizar el tiempo de procesado que la labor requería.

Así, en primer lugar, para cada estación se escogían las variables “Coordenadas”, “Identificador”, “Fecha”, “Variables climáticas”, e “Indicador de calidad”, descartándose el resto. Posteriormente, se delimitaron los datos de cada estación para las franjas temporales de interés en el estudio. Estos fueron validados a partir de su indicador de calidad; y para aquellas series de datos con errores, o datos ausentes, se completaron con valor nulo para estandarizar el conjunto de series. Después, se agregaron los datos a períodos de ocho días coincidentes con los ciclos de MODIS y, una vez obtenido el promedio, se integró en un archivo vectorial en GRASS (v.in.ogr) para cada localización. Finalmente, haciendo uso de análisis ráster de GRASS se hicieron agregados mensuales

y anuales de los datos para obtener las distintas escalas temporales requeridas en los nuevos ciclos de estudio recogiendo, de esta forma, el conjunto de datos de temperatura (capítulos 3 y 4) y de precipitación (capítulo 5) utilizados en la tesis.

2.2.2.2. *WorldClim*

Los datos de WorldClim son una de las principales referencias en gran cantidad de áreas de estudio como la biología, ecología, agricultura, hidrología y, por ende, el conjunto de ciencias ambientales (Metzger et al., 2013; Molyneux et al., 2014; Ray et al., 2019) que trabajan con datos climáticos al ser una de las primeras fuentes de acceso libre y escala global que generó mapas interpolados en este ámbito (<http://www.WorldClim.org/>). En su actual versión (v.1.4), esta base de datos ofrece información de temperatura para la serie temporal 1960-1990, existiendo en fase beta de desarrollo su versión 2, que ofrece datos de la serie temporal 1970-2000, (<http://WorldClim.org/version2>). Desde su publicación, la versión 1 ha sido usada y citada en más de 5000 artículos y la versión 2 ya supera las 3000 referencias.

En concreto, los datos que se descargaron de la versión 1.4 para este trabajo fueron los de temperatura máxima, media y mínima a 5 arco-minutos de resolución para los doce meses del año. Estos datos están validados para su aplicación en usos científicos (Hijmans et al., 2005). Estos fueron integrados en GRASS, desde donde se realizó un proceso de tratamiento descartando “outliers” o datos extremos que se reconocieron como no válidos (principalmente zonas heladas, de montaña o con agua). Finalmente, para su utilización en el estudio comparativo desarrollado en el capítulo 4 se obtuvo el promedio anual de las tres variables a estudio y para su comparación con ECA&D, de igual modo que en el caso de los datos MODIS, se derivaron mapas con píxeles a 0,25° de resolución mediante ajuste bilineal con GRASS.

2.2.3. Información sobre la distribución climática en el Paleártico occidental.

Como se ha indicado con anterioridad, para conocer la influencia que la variabilidad eco-climática presente en el continente europeo tiene en los resultados obtenidos en el análisis y comparación de las variables obtenidas con MODIS con respecto a las derivadas de las bases de datos climáticas de ECA&D (capítulos 4 y 5) y WorldClim (capítulo 4), se utilizó la cartografía LANMAP2 Level 1 (Mücher et al., 2010).

El proyecto LANMAP nace con el apoyo de la Unión Europea (Proyectos SENSOR y ECOCHANGE) ante la necesidad de ésta de contar, tanto para la aplicación de políticas ambientales como para la investigación europea, de datos espaciales y variables de trabajo homogéneas, fiables y aceptadas por el conjunto de la comunidad científica que validarán el análisis, la investigación y la aplicación de políticas comunitarias. De esta manera se permitía superar las incongruencias y la falta relativa de datos que provocaba el utilizar datos nacionales de sus estados miembros o de otros proyectos de índole europea realizados con diferentes metodologías.

LANMAP ofrece dos nuevas capas de información medioambiental del territorio europeo: una clasificación estandarizada europea basada en el enfoque bioclimático de

forma multiescalar (de arriba abajo) y una clasificación multiescalar basada en el análisis del paisaje. De esta forma se define el conjunto de paisajes pan-europeos con 4 niveles jerárquicos de clasificación (de Level 1, el más global, a Level 4 de escala más regional/local). Esta clasificación se obtiene gracias a la integración en un SIG de datos digitales estandarizados sobre el clima, la altitud, sustrato geológico y uso de suelo como factores determinantes. Así, la base de datos de LANMAP cubre alrededor de 11 millones de km² y define de forma detallada 350 tipos de paisaje en el Level 4, con 14000 unidades cartográficas con una superficie individual que va de los 11 a los 739.000 km².

En el caso del capítulo 3, para superar la limitación debida a que la cartografía LANMAP2 Level 1 solo incluye el territorio europeo, fue utilizada la cartografía de regiones ecológicas propuesta por WWF, pudiéndose así abarcar el conjunto de la región del Paleártico occidental de forma completa. Esta cartografía define ecorregiones terrestres a escala global (TEOW) (Olson et al., 2001). En ella, las ecorregiones se definen como unidades relativamente grandes de tierra o agua que contienen un conjunto distinto de comunidades naturales que comparten una gran mayoría de especies, dinámicas y condiciones ambientales. Esta cartografía clasifica 867 ecorregiones terrestres, clasificadas en 14 biomas diferentes, como bosques, praderas o desiertos. Está disponible para su descarga en: <https://www.worldwildlife.org/publications/terrestrial-ecoregions-of-the-world>

Tanto la cartografía LANMAP2 como la de regiones ecológicas de WWF fueron descargadas en formato ráster, por lo que no requirieron tratamiento alguno en GRASS más allá de delimitarlas al área de estudio.

2.2.4. Información sobre presencia de garrapatas.

En el capítulo 6 de la presente tesis se utiliza información sobre presencia de garrapatas para analizar la adecuación de variables espectrales y climáticas como significativas en el ajuste de modelos de desarrollo de garrapatas.

En concreto, se utilizan datos de presencia de larvas y ninfas de *I. ricinus* en los dos puntos del norte de España (Huesca y La Rioja) recabados mediante trabajo de campo realizado por Agustín Estrada-Peña y su equipo durante el período 2000-2007. Los mismos fueron obtenidos con muestreos mensuales en ambos lugares completando un total de 168 observaciones. A continuación, se describen ambos puntos y se explica cómo fue la metodología utilizada para la obtención de los datos de presencia.

El punto de muestreo localizado en Huesca se ubica en su cara sur de una sierra pirenaica con abundante presencia de rodales de *Pinus* spp. y *Taxus baccata* entremezclada con zona de pastos donde se encuentran ungulados. Es una zona de clima Europeo Continental con cálidos veranos (24-29°C) e inviernos relativamente fríos (media de temperatura por debajo de 0° en diciembre-enero). La precipitación media se sitúa entre los 1200-1400 mm, siendo de carácter estacional y concentrándose entre los meses de febrero-mayo y septiembre-diciembre.

El punto inventariado en La Rioja es una zona con una vegetación mucho más heterogénea. El paisaje se compone de distintos tipos de robles (*Quercus* spp.), áreas dispersas de *Fagus sylvatica* y *Pinus* spp., así como abundantes plantones de hierba y vegetación baja o vegetación secundaria como el *Rubus* spp. o algunas clases de *Ilex*

aquifolium. El clima es Europeo Atlántico, con veranos frescos (22-26°C) y fríos inviernos (temperatura por debajo de 0°C en enero y febrero). La precipitación media se sitúa entre los 900-1100mm, siendo también de carácter estacional (febrero-mayo y septiembre-diciembre).

Cada área fue examinada en busca de garrapatas con dragas blancas de 1m² a través de la vegetación durante 30 min. Las garrapatas eran normalmente recolectadas entre las 11.00 h. y las 16.00 h. por un grupo de tres personas. Cada uno pasaba una vez por cada lugar en cada viaje, siendo las dragas examinadas en intervalos de 30 a 60 segundos en busca de garrapatas. Estas eran retiradas con un pincel fino o un aspirador y eran conservadas en etanol. Los transeptos eran analizados con respecto a la superficie recorrida y estimado el número promedio de garrapatas para cada área por persona y hectárea. Las densidades estimadas de larvas, ninfas y adultos de *I. ricinus* fueron utilizadas para interferir los datos sobre el ciclo anual de las garrapatas en el conjunto del período de estudio. De esta forma, los datos de densidad de garrapatas fueron agregados en dos variables (ver ecuaciones 2.1 y 2.2): (i) la fracción acumulada mensual de presencia de ninfas (AMN); y (ii) la fracción acumulada mensual de presencia de larvas para cada mes, año y lugar del estudio (AMN), normalizándose la variabilidad interanual y entre espacios para definir los ciclos de actividad de la especie (comienzos, picos, final). Estas se constituyen en las variables a correlacionar con las variables abióticas temperatura y NDVI en el capítulo 6.

$$AML(m, y, s) = \sum_{i=1}^m L \{i, y, s\} / \sum_{i=1}^{12} L \{i, y, s\}$$

Ecuación 2.1: Fracción Acumulada Mensual de presencia de Larvas (AML), donde L es total de larvas recolectadas durante el año; i un mes determinado del conjunto de meses m , y el año y s el lugar.

$$AMN(m, y, s) = \sum_{i=1}^m N \{i, y, s\} / \sum_{i=1}^{12} N \{i, y, s\}$$

Ecuación 2.2: Fracción Acumulada Mensual de presencia de Ninfas (AMN), donde N es total de ninfas recolectadas durante el año; i un mes determinado del conjunto de meses m , y el año y s el lugar.

2.3. Metodología

Los procedimientos metodológicos realizados en la tesis se articulan en cuatro fases a través de los objetivos planteados. La relación de las fuentes de datos descritas con cada una de las fases se muestra en la figura 2.2:

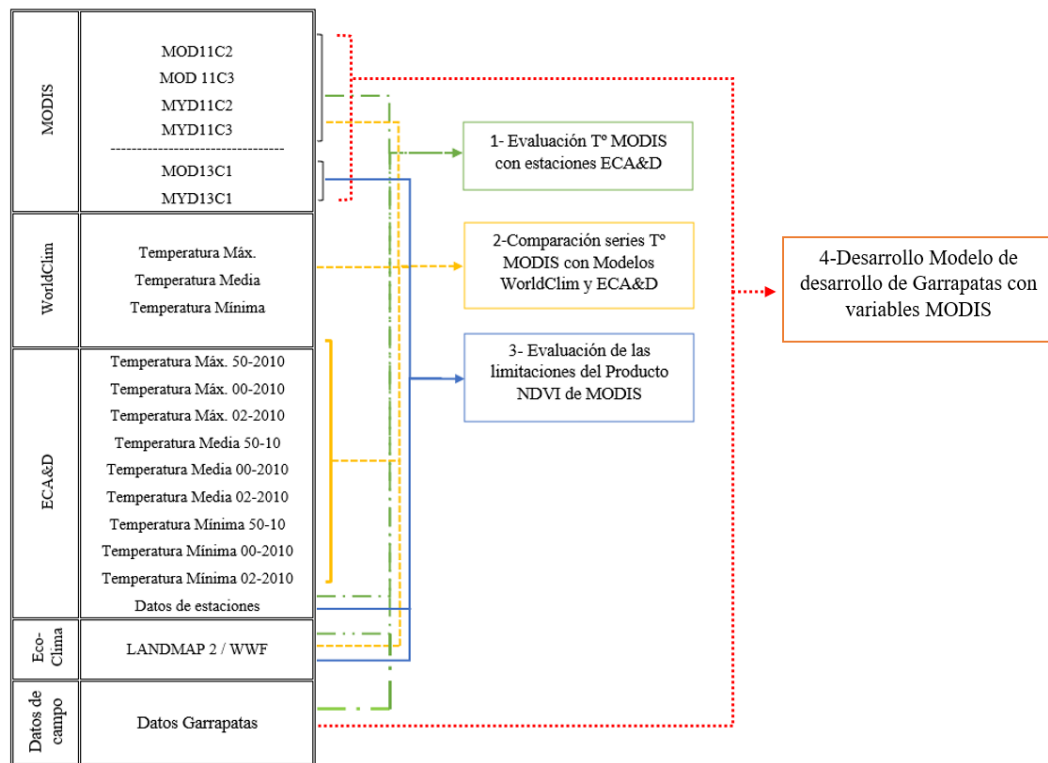


Figura 2.2 Representación del proceso metodológico seguido durante el desarrollo de la tesis

Al tratarse de una tesis en la modalidad ‘compendio de publicaciones’, en los capítulos en los que se reproducen los artículos publicados (capítulos 3, 4, 5 y 6), existe un apartado concreto en el que se describe los procedimientos metodológicos desarrollados. A modo de resumen, las siguientes subsecciones recogen los métodos y procedimientos más relevantes aplicados.

2.3.1. Evaluación de las limitaciones de los productos de temperatura MODIS para el desarrollo de modelos de desarrollo de garrapatas.

El proceso de trabajo descrito en el siguiente esquema (ver figura 2.3) define los distintos pasos llevados a cabo para la obtención de los resultados del capítulo 3.

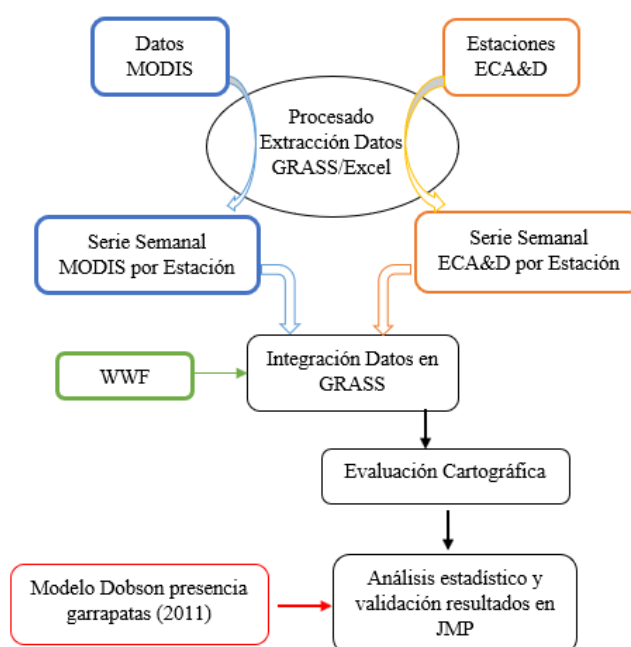


Figura 2.3. Esquema básico de las fases metodológicas del artículo incluido en el capítulo 3.

La obtención de los datos de MODIS y ECAD&D ya ha sido explicada en el apartado 2.2., por lo que nos centramos en este momento en la explicación del resto del esquema metodológico de la figura 2.3.

Una vez integrados y procesados los datos de MODIS, se ejecutaron distintos análisis ráster en GRASS (v.what. y r.what) para extraer la capa de puntos en cada fecha señalada y con la información requerida. Mediante procesamiento de datos en un script Py-Excel, la gran cantidad de archivos generados se sintetizó en distintas capas agregadas de forma semanal. Las capas de calidad y hora de paso, entre otras, fueron integradas en GRASS (r.in.ogr) y utilizadas en el análisis.

Paralelamente, con los datos de ECA&D, se realizó el proceso análogo de cara a conseguir los valores reales de temperatura del aire en cada punto de control. El proceso resultó laborioso, ya que los datos son proporcionados en bruto. Por ello, se desarrolló un script en Python que leía cada archivo *.txt de cada una de las más de 5000 estaciones y filtraba los datos de interés, teniendo solo en cuenta el período de estudio y descartando aquellas fechas donde ECA&D no proporcionaba datos o estos eran calificados como erróneos por sus filtros para cada una de sus variables. Posteriormente se aplicó otro script de Python en Excel para transformar los datos diarios a semanales y mensuales de acuerdo a la estructura MODIS. Los datos vectoriales generados se integraron en GRASS (V.in.ogr)

Los resultados del conjunto de la serie se agregaron a escala anual produciéndose la comparación para el conjunto de variables. Fueron tratados en JMP 10.0 de forma que se comparó estadísticamente la media de cada una de sus variables teniendo en cuenta dos niveles de cribado: (i) seleccionando solo aquellos píxeles definidos por MODIS como excelentes; y (ii) seleccionando un conjunto de píxeles validados previamente que incluían cierto rango de exactitud dentro de los parámetros de MODIS.

Para su análisis espacial, se realizó un estudio en JMP 10.0 teniendo en cuenta su distribución espacial (latitud y longitud) e incluyendo el parámetro de la región ecológica a partir de la capa de WWF. De cara a su representación, se creó una tesela hexagonal de resolución espacial de un grado (1°) en los cuales se representó el error medio del período de estudio para mostrar su heterogeneidad.

Por último, la metodología descrita en Dobson et al. (2011a) para el ciclo de *I. ricinus* (ver ecuación 2.3) fue utilizada para estimar las diferencias ocasionadas en caso de utilizar estas variables en un modelo de ciclo de garrapatas. Los datos tuvieron que ser agregados decanalmente y aplicados en R con una transformada de Fourier. Estos datos fueron igualmente integrados en JMP 10.0 con una segregación decanal del conjunto anual y espacial (latitud/longitud) para su valoración.

$$Y = -0,00001127 T^2 + 0,002305 T - 0,0185$$

Ecuación 2.3: Ecuación de Dobson et al. (2011a) validada para la descripción del ciclo de vida una garrapata común en la zona de estudio. Siendo T la variable temperatura.

2.3.2. Comparación de los datos de temperatura MODIS respecto de modelos de datos WorldClim y ECA&D

Tal y como se recoge en la figura 2.4., la comparación de datos MODIS con respecto a otros modelos se realizó en tres fases diferenciadas.



Figura 2.4 Esquema básico de las fases metodológicas del artículo incluido en el capítulo 4

En un primer lugar se realizó un análisis ráster SIG con GRASS por pares con el conjunto de variables. Su análisis se realiza a nivel visual a partir de los mapas resultantes. Con ello se identifican patrones y diferencias significativas a considerar entre las distintas fuentes de datos y/o algunas de sus variables.

Tras este primer análisis, se procedió a una segunda fase estadística donde se compararon las medias y varianzas (ANOVA) de los tres modelos de datos de temperatura analizando el intervalo de confianza en el error como medida para compararlos. Se añaden

a la comparación los datos de distintos puntos de temperatura real repartidos por toda la zona de estudio, comprobando de esta forma, a escala puntual, las diferencias de los tres modelos con respecto a datos reales de temperatura del aire.

Por último, se vuelve a hacer un análisis entre los tres modelos de temperatura filtrando los resultados mediante análisis ráster en GRASS con la variable LANMAP2, lo que permite comprobar las distintas respuestas de estas variables para cada clima.

Los resultados finales fueron tratados y presentados con el software JMP10.

2.3.3. Análisis del NDVI de MODIS como sustituto de las variables de humedad que se utilizan en los modelos de garrapatas en el Paleártico occidental.

Tal y como se muestra en la figura 2.5., para el análisis de NDVI de MODIS como sustituto de las variables de humedad que típicamente se utilizan en los modelos de presencia de garrapatas en la zona del Paleártico occidental se realizaron dos procesos bien diferenciados.

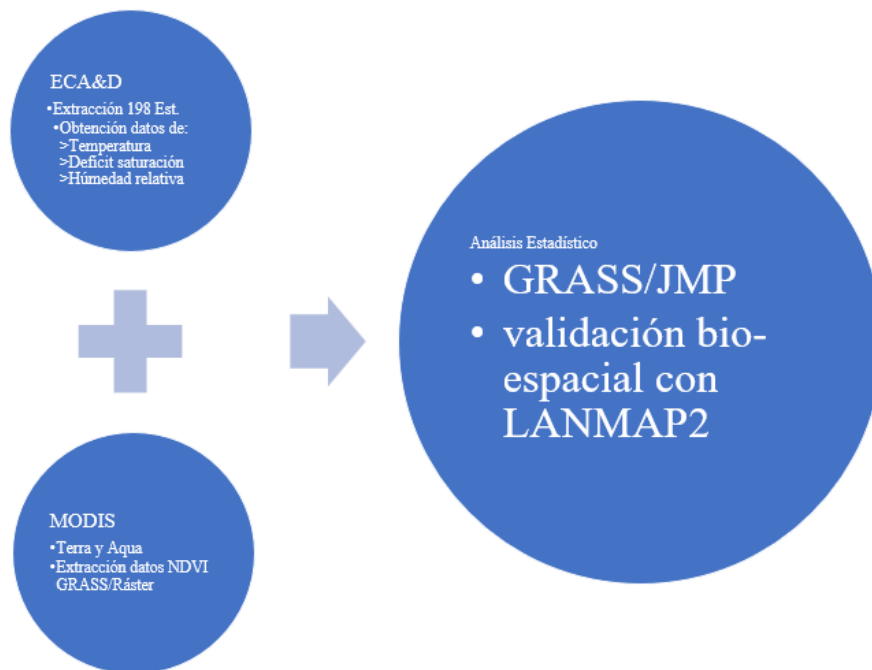


Figura 2.5 Esquema básico de las fases metodológicas del artículo incluido en el capítulo 5.

En primer lugar, se escogieron 198 estaciones de la red ECA&D y se descargaron sus datos en bruto al igual que se había hecho anteriormente para el desarrollo de los capítulos 3 y 4. Siguiendo un procedimiento idéntico al desarrollado para los capítulos anteriores, se obtuvo para el periodo de estudio los datos de temperatura y precipitación. A partir de estos, se calcularon las variables humedad relativa y déficit de saturación (ver ecuaciones 2.4 y 2.5) para su comparación con el NDVI en el conjunto de puntos de estudio. Seguidamente, con un script Python-Excel y GRASS se creó una serie de capas

vectoriales que recogían la información para el conjunto de estaciones analizadas. Finalmente, estos datos se integraron en un ciclo anual ponderando los datos mensuales del conjunto del periodo de estudio con las variables humedad relativa, déficit de saturación, precipitación y precipitación el día anterior. También, como en el artículo 4, se agregó la variable LANMAP2 para cada una de las estaciones. En este caso se incluyó la categoría de usos de suelo, ya que la clasificación climática básica ya había sido condición escogida previamente en la selección de las mismas.

$$RH = 100 \times \left(\frac{112 - 0,1T + TD}{112 + 0,9T} \right)^8$$

Ecuación 2.4 Cálculo de humedad relativa (Wanielista et al., 1997) expresado en porcentaje como la relación entre presión de vapor saturado en punto de rocío y la presión de vapor de saturación real (donde T es la temperatura máxima diaria en superficie y TD la temperatura de punto de rocío).

$$SD = (1 - RH/100) \times 4,9463 \times e^{(0,0621 \times T)}$$

Ecuación 2.5 Cálculo de déficit de saturación (Randolph y Storey, 1999) expresada en mmHg (donde RH es la humedad relativa media diaria del aire en porcentaje y T es la temperatura media del aire en grados Celsius).

Con respecto a los datos de NDVI de MODIS, una vez integrados en GRASS, se realizó un análisis ráster básico de forma que los datos de ambas variables, procedentes de Aqua y Terra, se ponderaron hasta obtener un promedio de ambos. De igual forma, el conjunto de datos se normalizó a una escala mensual de período anual para realizar su análisis.

Finalmente, tras desarrollar e integrar estos trabajos en GRASS mediante análisis ráster v.what., se extrajeron los datos a cada punto (estación) y los de NDVI para su tratamiento estadístico en la búsqueda de correlaciones (mediante el software JMP10.0).

2.3.4. Análisis de la temperatura y NDVI de MODIS para estimar parte del ciclo de una especie de garrapata en dos ambientes concretos.

En este último caso, los datos de las garrapatas, ninfas y larvas de las dos zonas de estudio (Huesca y La Rioja) fueron aportados ya normalizados por el equipo de Estrada, Peña, A., estado expresados como media mensual acumulada anual (AML y ANM) (ver ecuaciones 2.1, 2.2, pág. 45.). Estas dos variables se transformaron, mediante herramientas ráster, en el mismo formato las variables de temperatura y NDVI y se integraron para su procesamiento estadístico.

La hipótesis del trabajo presentado en este capítulo, tal y como se ha comentado a lo largo de esta tesis, se fundamenta en las evidencias al respecto de que la temperatura acumulada determina la capacidad de las garrapatas de desarrollarse hacia nuevas fases de su ciclo de vida, estando a su vez este proceso regulado por la pérdida de agua que

estos artrópodos sufren mientras esperan a los hospedadores (Randolph et al., 2002; Perret et al., 2003, 2004).

Así, en el trabajo incluido en el capítulo 6 se analiza, para dos puntos concretos, la validez de los datos de temperatura y NDVI de MODIS como variables significativas para su uso como fuente de datos en modelos de estimación de presencia de garrapatas. En concreto (ver figura 2.6), se analiza de qué manera la temperatura regula el proceso de parasitación de las larvas y cómo éste puede correlacionarse con datos abióticos procedentes de la teledetección (temperatura, NDVI) asumiendo, a su vez, que el desarrollo oval y actividad larval se reinicia cada año después del invierno (Randolph et al., 2002).

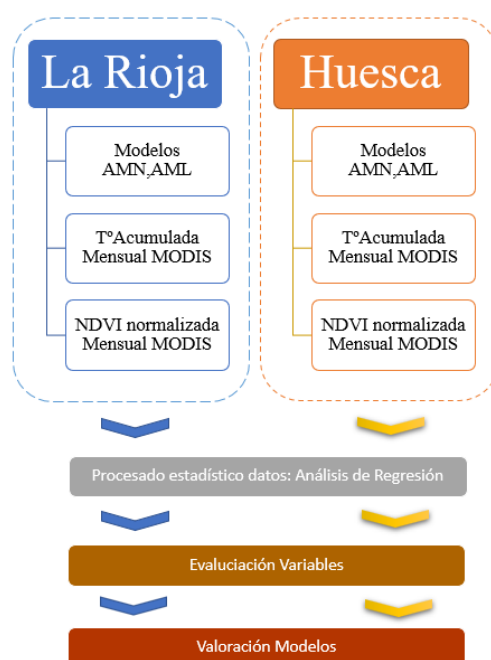


Figura 2.6 Esquema del proceso metodológico seguido para desarrollar el modelo de ciclo de garrapatas en dos puntos de España (provincias de La Rioja y Huesca).

Como la estimación de presencia acumulada mensual de las larvas tiene una forma sigmoideal y está limitado a 0-1, se llevó a cabo una regresión binomial con función logarítmica. Estas se realizan por separado para ambas zonas de estudio (Huesca y La Rioja), incluyendo los datos disponibles para cada mes y año.

En base a las evidencias científicas que demuestran que una cohorte de larvas en el año Y generan ninfas en el $y + 1$, independientemente del tipo de ciclo ninfal previo, ya sea de un pico o dos (Gray 1984, 1991; Estrada-Peña et al., 2004a; Barandika et al., 2010), se analiza también como la temperatura y NDVI regula la actividad de ninfas a partir de las larvas mudadas usando los datos empíricos $LMA(y, s)$ y la $NMA(y+1, s)$. De esta forma se puede comprobar si conocer el ciclo de las larvas, junto a una selección adecuada de variables abióticas, es un método correcto para predecir la fenología de las ninfas el siguiente año. En este sentido se destaca el interés en la correlación de la variable temperatura acumulada para unos datos de LMA en el año y , y su relación con NMA en

el año $y+1$ utilizando como predictores tanto $LMA(y,s)$ y $NMA(y+1,s)$ junto con combinaciones de temperatura (diurna(máxima) y nocturna(mínima)) y NDVI.

El objetivo es, por lo tanto, comprobar que teniendo un valor acumulado de presencia de larvas en un lugar y año dado existe correlación con la presencia de ninfas en el mismo lugar y el año $Y+1$. En otras palabras, se trata de conocer para una determinada ratio de larvas LMA en el mes, año y lugar estudiado qué umbral de valores de temperatura y/o NDVI deben ser alcanzados hasta la observación de esa misma proporción de ninfas el año próximo.

Las regresiones fueron evaluadas mediante coeficientes y p-valor. La mejor combinación de variables definiendo la temperatura acumulada fue resultado de aplicar los criterios de Akaike, siendo en todo caso $LMA(y,s)$ y $NMA(y,s)$ siempre incluidos. El año y lugar fueron también incluidos como covariables para tratar de buscar diferencias espacio-temporales. Con los años como covariable se busca específicamente encontrar relaciones concretas en determinados años o un patrón anual recurrente, mientras que mediante la covariable, lugar se busca comprobar si el lugar donde se han capturado los datos tiene efecto significativo en la combinación de variables para calcular la mejor regresión.

Los residuos de los modelos resultantes proporcionan una estimación del error en grados Celsius de la temperatura acumulada producida por las ecuaciones de regresión. No obstante, se considera que es mejor convertir estos grados en días del calendario, ya que es un valor de mayor interés veterinario de cara a determinar el grado de ajuste temporal de la actividad de las ninfas. Por eso, se transforman estos residuos en días ponderando la temperatura mensual media para estimar a partir de ésta la diferencia de días. Aun siendo la escala de este análisis de un mes, extrapolamos los resultados asumiendo que la temperatura entre un mes m y el mes $m+1$ cambia con la misma proporción diaria, de forma que usamos el error en días derivado de las predicciones de temperatura acumulada necesaria para producir un valor de NMA usando cada observación combinada de LMA y NMA para el conjunto de valores de ninfas y larvas.

En la valoración de los resultados se ha de tener en cuenta que, dada la escala temporal elegida, hay una variabilidad intermensual que no ha sido comprendida en las variables analizadas, limitando con ello la significación de los resultados obtenidos.

CAPÍTULO 3.

ERRORES SISTEMÁTICOS EN LA TEMPERATURA ESTIMADA MEDIANTE DATOS MODIS EN LA REGIÓN PALEARTICA OCCIDENTAL Y SU IMPACTO EN LOS MODELOS DE DESARROLLO DE PARÁSITOS.

Publicado como:

Alonso-Carné, J., García-Martín, A., Estrada-Peña, A., (2013). Systematic errors in temperature estimates from MODIS data covering the western Palearctic and their impact on a parasite development model. *Geospatial Health*, 8(1), 1-12. <https://doi.org/10.4081/gh.2013.49>.

SYSTEMATIC ERRORS IN TEMPERATURE ESTIMATES FROM MODIS DATA COVERING THE WESTERN PALEARCTIC AND THEIR IMPACT ON A PARASITE DEVELOPMENT MODEL

Abstract. The modelling of habitat suitability for parasites is a growing area of research due to its association with climate change and ensuing shifts in the distribution of infectious diseases. Such models depend on remote sensing data and require accurate, high-resolution temperature measurements. The temperature is critical for accurate estimation of development rates and potential habitat ranges for a given parasite. The MODIS sensors aboard the Aqua and Terra satellites provide high-resolution temperature data for remote sensing applications. This paper describes comparative analysis of MODIS derived temperatures relative to ground records of surface temperature in the western Palearctic. The results show that MODIS overestimated maximum temperature values and underestimated minimum temperatures by up to 5-6 °C. The combined use of both Aqua and Terra datasets provided the most accurate temperature estimates around latitude 35-44° N, with an overestimation during spring-summer months and an underestimation in autumn-winter. Errors in temperature estimation were associated with specific ecological regions within the target area as well as technical limitations in the temporal and orbital coverage of the satellites (e.g., sensor limitations and satellite transit times). We estimated error propagation of temperature uncertainties in parasite habitat suitability models by comparing outcomes of published models. Error estimates reached 36% of annual respective measurements depending on the model used. Our analysis demonstrates the importance of adequate image processing and points out the limitations of MODIS temperature data as inputs into predictive models concerning parasite lifecycles.

Keywords: MODIS, temperature, comparative errors, developmental models of parasites.

3.1 Introduction

Several events occurred during the final decades of the 20th Century and the beginning of the 21st Century that indicate global increases in the scope and magnitude of tick-borne infections (Munderloh and Kurtti, 2011). The recognized number of distinct and epidemiologically significant pathogens transmitted by ticks has increased considerably during the last 30 years (Patz et al., 2000). The increase relates to a complex array of factors, including landscape, climate, wildlife hosts and tick distribution, all of which may coalesce to create regional pockets of intensified risk (Rogers and Randolph, 2006). The influence of climate trends exerted on the life cycle of ticks and other parasitic arthropods is an area of increasingly detailed and urgent inquiry. Models are being developed to account for the full range of climate change scenarios and their impact on tick populations (Ogden et al., 2005).

Predictive habitat distribution modelling is a powerful tool used in both applied and theoretical ecology (Guisan and Zimmermann, 2000; Austin, 2002; Guisan and Thuiller, 2005). These models are used to assess the potential consequences of climate change on the distribution of parasites and vectors of known impact as they relate to animal and

human health (Rogers et al., 2002; Ostfeld et al., 2005; Estrada-Peña and Venzal, 2007). Integrating climate data with known physiological tolerances of a given species allows models to address direct and indirect consequences of climate change scenarios on species and ecological systems.

Microclimatic factors impose significant seasonal constraints on tick population dynamics because most of the organism's life span occurs away from the host. Off-host activity includes either actively questing for hosts or transitioning between major life cycle stages. Both of these types of activity are temperature dependent (Randolph, 2004). Process-driven models thus address life cycle development throughout stage classifications, each of which depend on temperature. Surface temperature provides the most robust estimates of climate effects on the life cycle of ticks and other arthropods (Ogden et al., 2006).

Temperature data are generally categorized as one of two types of measurement: near surface air temperature (Tair) or land surface temperature (LST) (Jin and Dickinson, 2010). Tair values are measured 1.5 m above the surface at official weather stations with sensors adequately ventilated and shielded from radiation. LST is a radiometric, temperature measurement based on thermal infrared radiation emitted by the Earth's surface (Wan and Li, 2011) and is thus considered a surface temperature proxy. Satellite-derived LST measurements analyse the canopy temperature in vegetated areas (Mildrexler et al., 2011). Models use these inputs to estimate development rates and climate impacts on the potential spread of ticks and pathogens they may transmit (Hancock et al., 2011). These types of study explicitly assume that remote sensing temperature data provide accurate mean temperature estimates for a given daily, biweekly or monthly interval. Remotely sensed temperature data, however, are temperature proxies and do not always reflect the actual conditions for a given location and time interval.

Satellite-derived temperature estimates are also used as variables in modelling the realized climate niche of an arthropod at varying temporal and spatial resolutions (Hay et al., 1997, 2006; Rogers et al., 2002; Rogers and Randolph, 2006). Realized climate niche is the unique set of environmental factors with which the arthropod is associated. These environmental factors are homogeneously distributed within the broader environmental niche as defining the distribution of a particular species. Realized climate niche information is increasingly used to predict the habitat of an arthropod and project its potential geographical and temporal ranges. The spatial nature of these models requires both LST and normalized difference vegetation index (NDVI) inputs derived either from principal component analysis (PCA) or Fourier analysis (Estrada-Peña, 1999; Rogers et al., 2002).

MODIS datasets are well-suited for epidemiological applications due to (i) their enhanced spectral resolution relative to the Advanced Very High Resolution Radiometer (AVHRR), which includes 36 spectral channels with smaller wavelength ranges and significantly improved signal-to-noise ratios (Justice et al., 2002); (ii) a repeat time of one to two days, which gives it a better temporal resolution at a significantly higher spatial resolution relative to AVHRR (Townshend and Justice, 2002); and (iii) greater accessibility to high quality, fully processed data covering large areas at recent time scales. However, satellite imagery imposes certain constraints on reconciling temperatures and accurately estimating model variables (Liang et al., 2006) and MODIS images and temperature data are accompanied by a set of flags documenting errors in data recording and processing. These flags include filters for snow and/or cloud cover. For

models in which temperature plays a primary role, LST data may introduce uncertainty associated with the original measurement or processing error. These intrinsic errors can propagate through process-driven models as uncertainties in direct inputs, through Fourier transform image processing steps (Scharlemann et al., 2008), or during PCA decomposition of uncorrelated factors, which is a method increasingly used in determining habitat for arthropod vectors. Ecological epidemiology and other applications naturally seek to minimize errors in the raw data and identify any operations that may propagate error unnecessarily.

This study systematically compared LST and Tair measurements from a global network of weather stations in the western Palearctic. It specifically seeks to evaluate the differences between long-term daily temperature data from ground recording stations and LST values as measured, processed and scientifically validated by the MODIS team. The study offers a comparative overview of long-term MODIS data series and specifies caveats pertaining to the use of satellite derived data in epidemiological studies concerning arthropods and arthropod-transmitted pathogens. The approach is unique in its focus on 8-day cycles including both day and night LST values making use of Tair data spanning the period from 2000-2010.

3.2 Material and methods

We focused on the western Palearctic, a region located between 18° W, 42° E, 26° N and 66° N. According to geopolitical frameworks, this area includes every country west of the border between Russia and Europe, north of the Sahara Desert, and east of the Atlantic Ocean. The area is densely populated and at particular risk for the spread of tick-borne pathogens (Estrada-Peña and Venzal, 2007).

The MOD11C2 and MYD11C2 (version 5) datasets of the MODIS series were downloaded for a period spanning the years 2000 to 2010 (https://lpdaac.usgs.gov/products/modis_products_table). The datasets include LST measurements from both the Terra and Aqua satellites. Each satellite traces a unique orbital path over the study region, resulting in slightly divergent estimates of daily averaged temperature as they apply to ecological processes. The spatial resolution of the dataset is a nominal 0,05° and it has been developed to “Validated Stage 2”, which means that its accuracy has been assessed over a wide-ranging set of locations for different time periods using several ground-truth and validation techniques. For each 8-day period, we used both day and night data from the Terra and Aqua sources. Images were cropped according to the study region’s geographic area and temperature measurements were converted to degrees Celsius. Quality flags were addressed by removing pixels that were catalogued by MODIS as being obscured by clouds, water or null/non-valid measurements. For every 8-day interval of the 2000-2010 study period, LST values were integrated with a metric classifying their associated pixels. Parameters affecting the quality of pixels rendered the metric QC as 1 = perfect; 2 = optimal; and 3 = valid but moderately affected by water vapour.

The accuracy of the LST data was evaluated by comparing it with a series of temperature measurements collected by ground climate recording stations. The European Climate Assessment and Dataset (ECA&D) provided daily quality-controlled

temperature data for the 2000-2010 study period (available at <http://eca.knmi.nl/>). This dataset contained 26,141 observations from 4,824 meteorological stations throughout

Europe and the Mediterranean. Daily station series were collected by the climatological divisions of national meteorological and hydrological services as well as observatories and research centers throughout Europe and the Mediterranean area. Fig. 3.1 shows the geographic range of the study region, as well as the locations of stations providing data for the study. We referenced and compared MODIS data with the corresponding ECA&D series. For every 8-day interval of the 2000-2010 study period, the validated average, maximum and minimum temperature values recorded by the ECA&D series (Tair) were cross-referenced to the validated MODIS values.

A preliminary analysis of the two arrays revealed compelling, first-order, spatial differences. Raw differences between the two arrays were then binned into discrete latitude and longitude units for each 8-day interval to determine whether differences arose from temporal and/or spatial variation. We mapped the study region onto a grid having hexagonal units of 1° radius and containing errors averaged over each 8-day interval for the entire 2000-2010 study period. Differences between the data arrays were further analysed according to categorical classifications of ecosystem type for each unit of the grid. Spatial data for ecosystem classification was obtained from <http://www.worldwildlife.org/science/data/item1875.html> (accessed on September, 2010). The ecological data was cropped according to the geographic range of the study area and used to designate predominant biomes present in a given region according to established climate and ecological criteria. Besides uncertainties in latitude and longitude, observed errors might arise from differences in the transit time and orbital path of satellites. We therefore cross-tabulated the orbital transit times for each satellite either during the day or the night at a given location, along with the error associated with each measurement and averaged over the entire 2000-2010 study period.

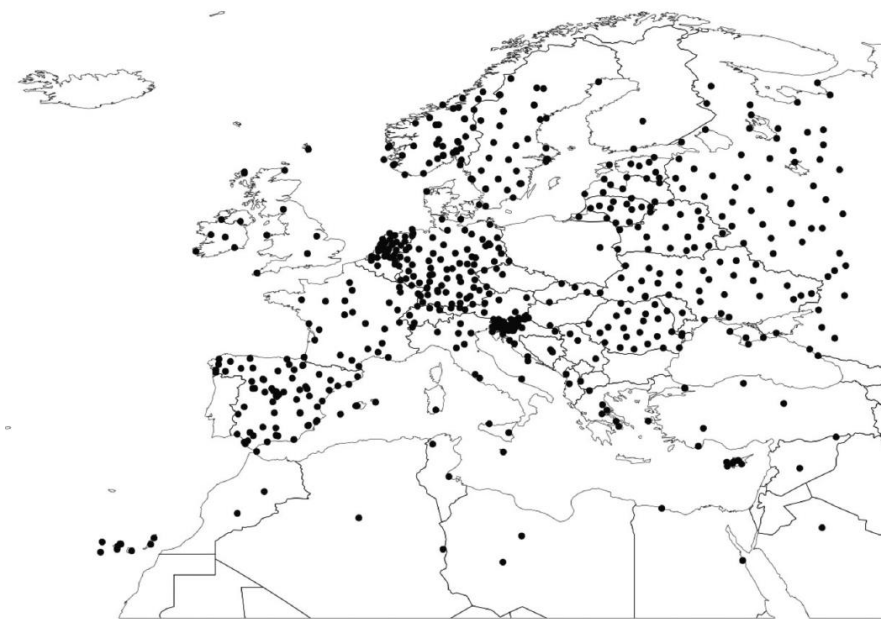


Figure 3.1 Geographic distribution of the study area and the ECA&D stations used for comparison with the temperature data derived from MODIS.

To evaluate uncertainties introduced by MODIS temperature estimates in simple average temperature models, we used a quadratic equation describing the development of the tick *Ixodes ricinus* from egg to larvae, as reported in Dobson et al., (2011a).

$$Y = -0,00001127T^2 + 0,002305T - 0,0185$$

This well-tested equation, where T is the temperature, describes the life cycle of a tick native and common to the study region. It provides a straightforward method to evaluate error propagation and its potential spatial variability.

3.3 Results

Comparison of MODIS and ECA&D temperature data

Table 3.1 shows the mean difference between day and night temperatures from the Terra or Aqua satellites and that from ECA&D ground recording stations. The table includes mean, maximum and minimum temperature values derived from the satellite sensor and measured on the ground. Both the mean maximum of the Terra and Aqua day temperatures and the mean minima of the satellites' night temperatures give minimum errors. MODIS LST values are relatively well correlated with temperatures from ground recording stations as catalogued in the ECA&D data. Aqua data show better correlation with Tair for day temperatures, whereas Terra data show better correlation with Tair for night temperatures. Averaged errors recorded by Terra ranged from 3-5 °C, while Aqua errors ranged from 5-6 °C for day and night periods. MODIS tended to overestimate day temperatures and underestimate night temperatures.

Table 3.1: Mean results comparing MODIS LST estimates and ECA&D temperatures. The mean values include both Terra and Aqua estimates and corresponding ECA&D observations from ground recording stations).

Variable	QCD > 0		QCD = 1	
	N	Mean error (°C) \pm standard error (SE)	N	Mean error (°C) \pm standard error (SE)
Average of means minus LSTD - Terra	121,328	-3.60 \pm 0.02	81,847	-4.92 \pm 0.02
Average of means minus LSTN- Terra	127,030	5.36 \pm 0.01	61,759	5.11 \pm 0.01
Average of maximum minus LSTD - Terra	154,033	0.93 \pm 0.01	103,343	0.04 \pm 0.01
Average of maximum minus LSTN - Terra	152,376	10.04 \pm 0.01	76,532	10.14 \pm 0.01
Average of minimum minus LSTD - Terra	133,700	-9.18 \pm 0.02	94,876	-9.91 \pm 0.02
Average of minimum minus LSTN - Terra	141,635	0.72 \pm 0.01	69,965	0.15 \pm 0.01
Average of means minus LSTD - Aqua	83,060	-5.14 \pm 0.02	29,452	-5.07 \pm 0.03
Average of means minus LSTN - Aqua	78,963	6.41 \pm 0.01	42,076	6.50 \pm 0.01
Average of maximum minus LSTD - Aqua	112,127	-0.51 \pm 0.01	39,045	-0.49 \pm 0.03
Average of maximum minus LSTN - Aqua	105,991	11.09 \pm 0.01	56,154	11.53 \pm 0.02
Average of minimum minus LSTD - Aqua	104,516	-9.72 \pm 0.02	37,023	-9.41 \pm 0.03
Average of minimum minus LSTN - Aqua	98,667	1.74 \pm 0.01	52,202	1.47 \pm 0.01

N is the number of 8-day intervals for which data were available for 2000-2010; LSTD, land surface temperature day; LSTN, land surface temperature night; QCD, standard quality flag for pixels in MODIS datasets. The QCD=1 dataset includes only the maximum quality pixels designated by the MODIS team. The QCD>0 dataset includes all the pixels with adequate temperature observations, even if observations are obscured by snow, water or ice.

These errors were not strongly impacted by exclusion of data flagged for quality reasons within the MODIS dataset. The average error using only the clear pixels was around 0,2 °C less than the error term for data that included obscured pixels. The error between ECA&D mean maximum Tair and MODIS Terra LST values, averaged for the complete 2000-2010 study period, was only 0,04 °C excluding MODIS quality flags, but reached 0,93 °C when the flagged pixels were included. Both Tair maximum daily temperature and LST were well correlated over the study period and across all localities, assuming balanced errors in the results.

Geographical analysis of Terra and ECA&D temperatures

Fig. 3.2 shows the geographical distribution of errors in maximum temperature observations derived from Terra according to latitude and longitude and integrated over 8-day intervals for the entire 2000-2010 study period. This plot demonstrates that southern latitudes (approximately covering the Mediterranean region) experience the greatest overestimation of MODIS temperatures. This effect tends to diminish at northern latitudes. Errors were the highest at western and eastern longitudinal extremes of the study area. Thus, while the average of error between maximum Tair and MODIS LST was balanced in the complete dataset (as seen in Table 3.1), regional analysis showed that MODIS Terra tended to overestimate the temperature for regions of the Palearctic at low

latitudes and western longitudes by up to 5-10 °C during the summer months. Fig. 3.2 also shows the error estimates between minimum Tair and MODIS-Terra according to time of year and latitude and longitude gradients. The temperature records derived from MODIS tended to overestimate minimum temperatures at every latitude and longitude with errors being larger during the summer across all geographic locations.

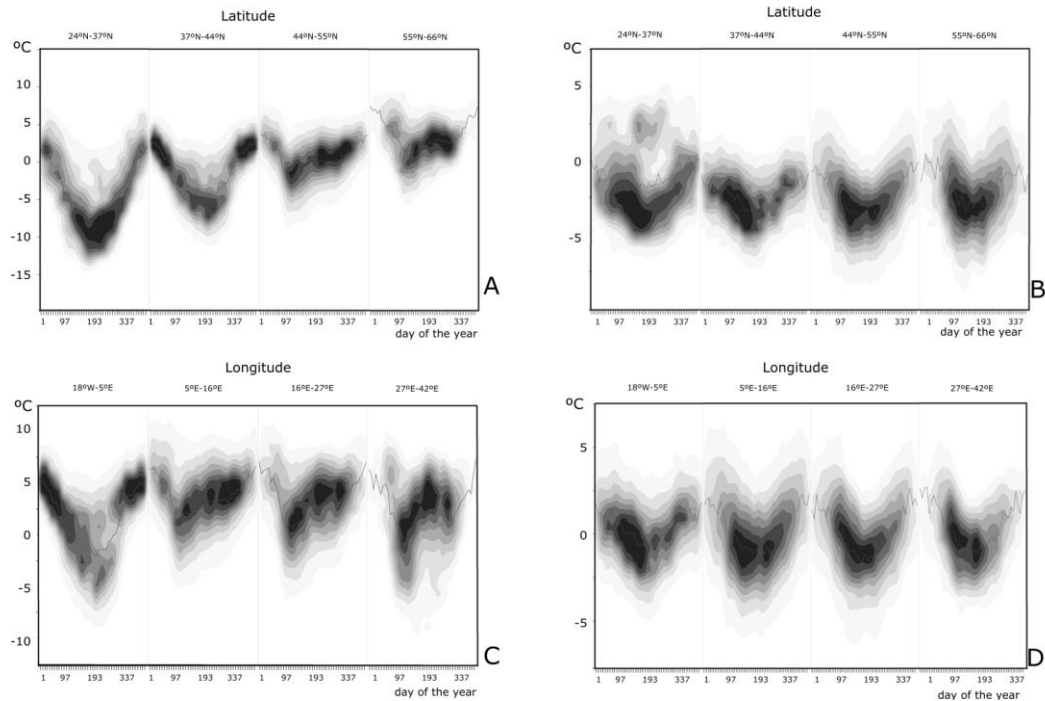


Figure 3.2 Plot of the mean temperature error(°C)between MODIS -TERRA estimates (either day or night) versus mean observations from ECA&D ground recording stations, plotted according to latitude and longitude for each day of the study period (the grey scale is proportional to the number of ground stations providing observations. Negative values in each panel represent ground temperature overestimation by MODIS, whereas positive values represent underestimation). Panel A shows differences between average maximum temperatures (ECA&D) and MODIS Terra LST day versus latitude; Panel B shows differences between average minimum temperatures (ECA&D) and MODIS Terra LST night versus latitude; Panel C shows differences between average maximum temperatures (ECA&D) and MODIS Terra LST day versus longitude; Panel D shows differences between average minimum temperatures (ECA&D) and MODIS Terra LST night versus longitude.

Geographical analysis of Aqua and ECA&D temperatures

Fig. 3.3 shows the geographical distribution of errors with respect to maximum temperature observations derived from Aqua according to latitude and longitude and integrated over 8-day intervals for the 2000-2010 study period. The Aqua data were better correlated with Tair than Terra, especially around latitudes of 40° N but with a small overestimation of the night temperatures. Comparison of values according to longitude showed no specific differences and a similar level of error. In order to understand the balance of errors among maximum and minimum temperature observations, we combined both Terra and Aqua day and night values into a single dataset and compared it to similarly formatted data from ground recording stations. Fig. 3.4 shows the associated errors plotted according to latitude and longitude. They ranged between +5 °C (underestimation) and -10 °C (overestimation). The largest errors appeared during the

summer at low latitudes between latitudes 24° N and 44° N. In the autumn and winter months, MODIS measurements tended to slightly underestimate actual temperatures relative to ground-based recording stations.

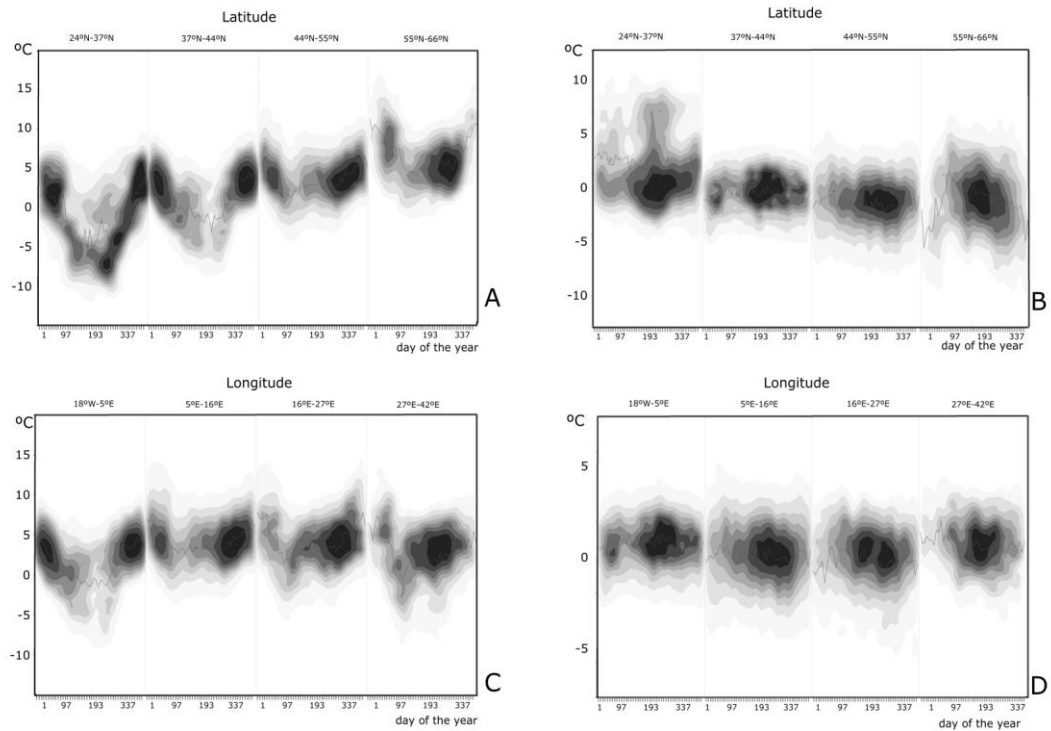


Figure 3.3 Plot of mean temperature errors (°C) between MODIS AQUA estimates (day or night) against the mean values from ECA&D Geographic distribution of the study area and the ECA&D stations used for comparison with the temperature data derived from MODIS ground recording stations *versus* latitude and longitude for each day of the study period (the grey scale is proportional to the number of ground stations providing observations. Negative values in each panel represent ground temperature overestimation by MODIS, whereas positive values represent underestimation). Panel A shows differences between average ECA&D maximum temperatures and MODIS Aqua LST day versus latitude; Panel B shows differences between average ECA&D minimum temperatures and MODIS Aqua LST night versus latitude; Panel C shows differences between average maximum ECA&D temperatures and MODIS Terra LST day versus longitude; Panel D shows differences between average minimum ECA&D temperatures and MODIS Terra LST night versus longitude.

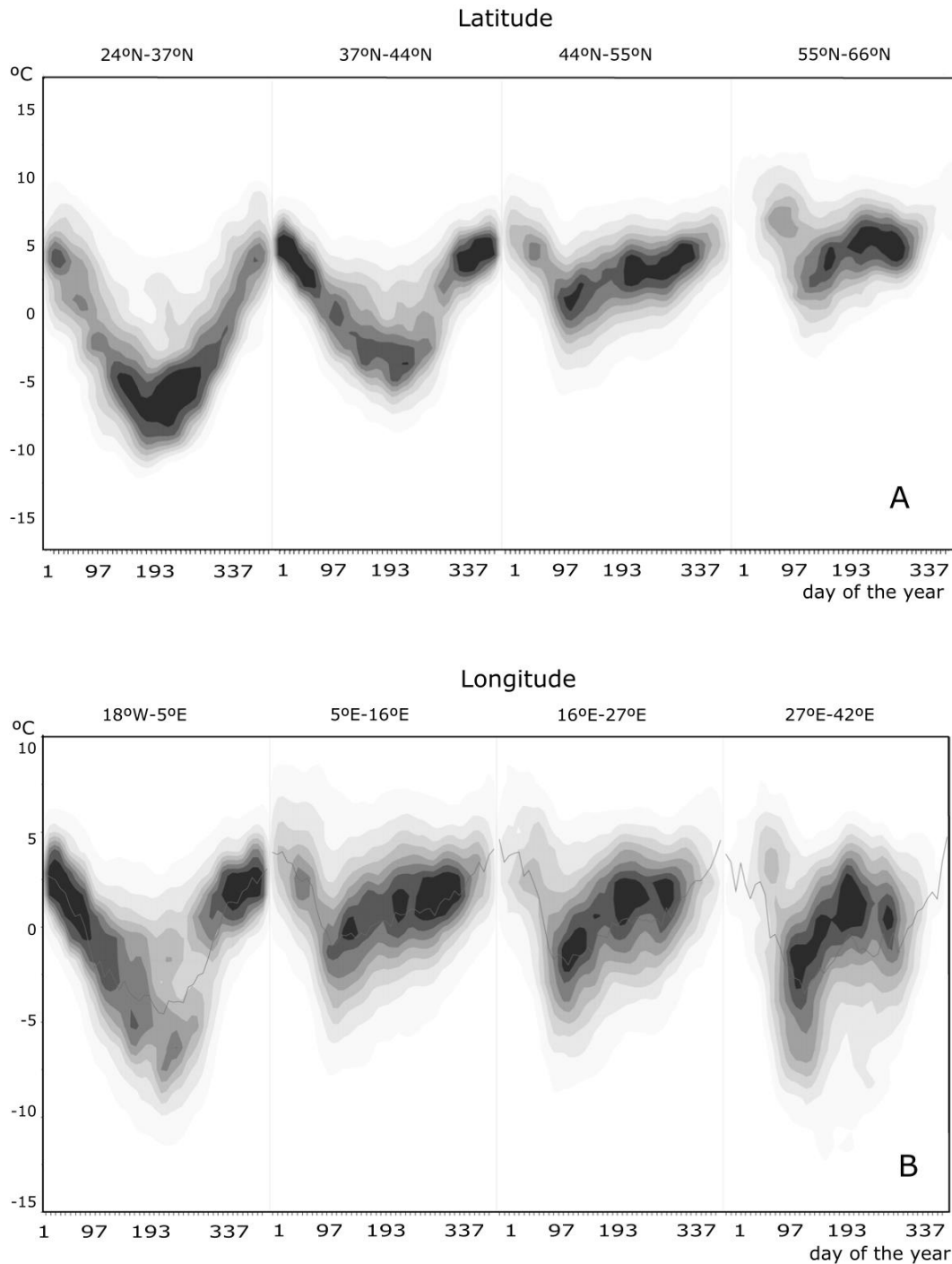


Figure 3.4 Geographic distribution of the study area and the ECA&D stations used for comparison with the temperature data derived from MODIS Mean error between combined maximum and minimum ECA&D temperatures and combined day and night MODIS TERRA & AQUA temperature for each day of the study period, *versus* latitude (A) and *versus* longitude (B).

Spatial relationships of temperature measurement errors

We mapped average errors onto the hexagonal grid of 1° radius units (Fig. 3.5). Each cell displays errors averaged over the 2000-2010 study period. The map shows that areas

of the Mediterranean basin exhibit the largest overestimation of temperature encountered, while central and northern Europe show large patches of temperature underestimation. Interpretation suggests that this pattern may relate to the predominant biome represented at the surface or the orbital transit time of the satellites, which may or may not coincide with the daily timing of maximum or minimum Tair. To investigate this potential inconsistency, we tabulated minimum and maximum temperatures from either day or night transits for both satellites. These data were compared with estimates for the correlation between temperature error and the primary vegetal ecosystems in a given area as well as estimates between temperature error and orbital transit time. Table 3.2 lists the errors correlated with major ecosystems of different regions and shows that the largest errors were associated with ecosystems that experience thermal extremes. The largest temperature overestimations correlated with Mediterranean type biomes and esclerophilous plant formations, i.e., poorly developed vegetation, typical of arid environments. It corresponds to the final stages before the desert conditions. The most pronounced underestimations occurred in the vegetal biomes of central and northern Europe such as the Scandinavian and Atlantic mixed or humid forests. Tables 3.3, 3.4, 3.5 and 3.6 show the average errors calculated relative to the orbital transit time for each satellite along both the ascending and the descending orbital paths. The largest temperature errors were found to be associated with the nocturnal transits. The errors associated with day transits were generally smaller for both satellites. Orbital transits approaching the hour of sunrise, expected to exhibit minimum daily LST and errors for this time-frame, were small relative to that of other periods.

Evaluation of error propagation in parasite development models

To estimate how temperature errors may affect analytical models, we entered both ECA&D and MODIS temperature data into a simple quadratic equation describing development of the tick *I. ricinus*. The average error for the entire dataset was initially relatively low, well below 2% for any given 10-day period. On a regional scale, however, estimated development rates were strongly affected by error in temperature terms. Fig. 3.6 shows the percentage error in development estimates. Temperature uncertainties would cause the most significant overestimation of tick development rates in the Mediterranean basin (between 30° N to 45° N latitude) with an average maximum overestimation of 2-4% per 10-day interval during the summer. The uncertainties would further cause a 1% underestimation per 10-day interval in development rates at northern latitudes in autumn and winter. This underestimation should be obvious at latitudes of up to 44°N for most periods of the year reaching latitudes of 55° N for the entire annual dataset. With respect to longitude, MODIS records overestimated development at every longitude with maximum overestimates during the summer in the West, and during late spring in the East. Underestimation of development rates never exceeded values of 1% per 10-day interval for some regions of the longitudinal gradient studied.

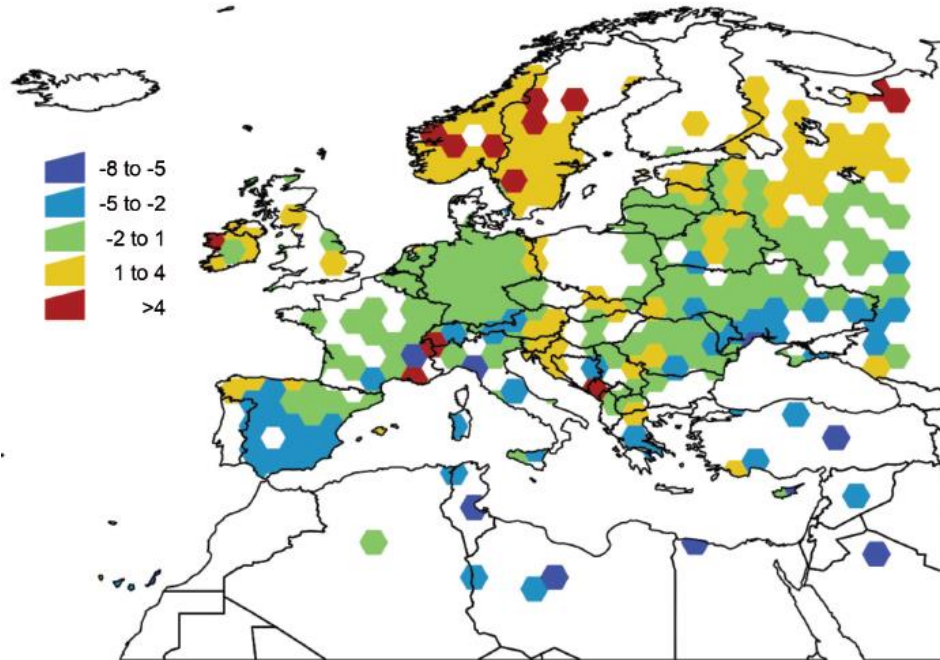


Figure 3.5 Europe map of errors between ECA&D and MODIS temperature measurements (data are shown at a polygonal resolution with hexagons of a 1° radius, which are colored according to the average value of error terms as calculated from all stations within the cell. Areas without color-code had no hexagons with validated ECA&D data, and thus could not provide temperature error estimates).

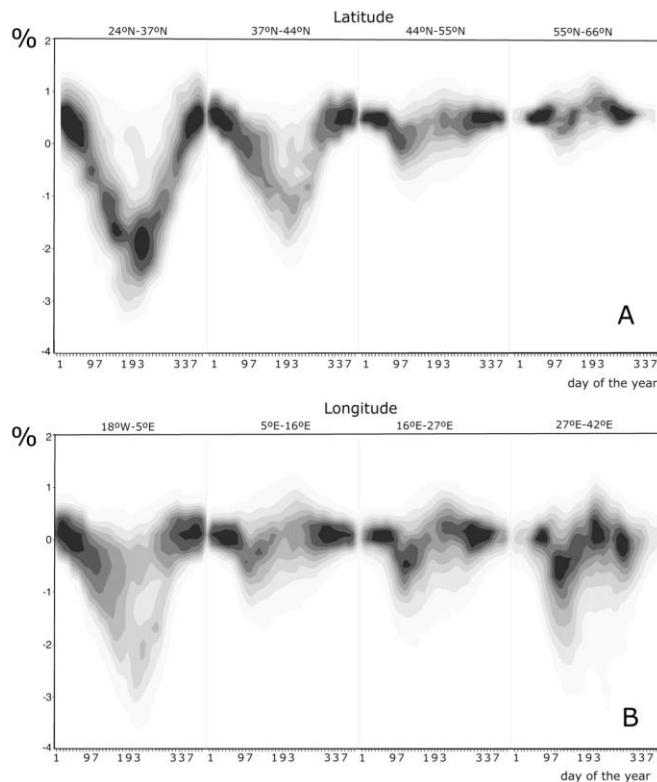


Figure 3.6 Mean error for the development of eggs belonging to the tick *Ixodes ricinus* using an equation described in Dobson et al., (2011a) versus latitude (A) and longitude (B) for each day of the study period (error terms reflect differences between developmental equation results based on ECA&D temperature input and that based on MODIS input for the same geographic location. The grey scale is proportional to the number of ground stations providing observations).

Table 3.2: Mean errors derived from comparisons of MODIS LST measurements and ECA&D temperatures (ascending list with the error greater than 1°C. Error terms include data from both Terra and Aqua satellites relative to ECA&D ground recording station temperature data. Negative values reflect underestimation by MODIS).

Type of ecological region	Mean temperature error (°C) ± standard error (SE)
Po Basin mixed forests	-1.23 ± 0.11
Aegean and Western Turkey sclerophyllous and mixed forests	-1.60 ± 0.11
Pontic steppe	-1.82 ± 0.07
Iberian conifer forests	-1.92 ± 0.12
Crimean sub-Mediterranean forest complex	-2.05 ± 0.41
Tyrrhenian-Adriatic Sclerophyllous and mixed forests	-2.06 ± 0.20
Northern Anatolian conifer and deciduous forests	-2.18 ± 0.20
Canary Islands dry woodlands and forests	-2.55 ± 0.18
Southwest Iberian Mediterranean sclerophyllous and mixed forests	-2.81 ± 0.10
Iberian sclerophyllous and semi-deciduous forests	-2.98 ± 0.04
Anatolian conifer and deciduous mixed forests	-3.06 ± 0.20
South-eastern Iberian shrubs and woodlands	-4.17 ± 0.22
Cyprus Mediterranean forests	-5.09 ± 0.16
Central Anatolian steppe and woodlands	-5.58 ± 0.52
Mediterranean acacia-argania, dry woodlands and succulents	-6.16 ± 0.23
North Saharan steppe and woodlands	-6.38 ± 0.20
Red Sea Nubo-Sindian tropical desert and semi-desert	-7.18 ± 0.31
Apennine deciduous mountain forests	-7.46 ± 0.25
Mediterranean dry woodlands and steppe	-8.45 ± 0.37
Pannonian mixed forests	1.04 ± 0.03
Cantabrian mixed forests	1.30 ± 0.06
Illyrian deciduous forests	1.30 ± 0.08
Carpathian mountain forests	1.56 ± 0.13
Sarmatic mixed forests	1.68 ± 0.04
North Atlantic moist mixed forests	1.71 ± 0.15
Celtic broadleaf forests	1.85 ± 0.10
Scandinavian coastal conifer forests	2.17 ± 0.09
Scandinavian and Russian taiga	3.76 ± 0.03
Scandinavian mountain birch forests and grasslands	4.14 ± 0.15

Table 3.3: Tabulation of Terra satellite transit during daytime and the error resulting from comparing temperatures registered to the maximum temperatures observed by ECA&D ground recording stations (the MODIS derived data included only high-quality pixels).

GMT ^a	N ^b	Mean temperature error (°C) ± SE ^c
7.30-8.30	456	3.00 ± 1.03
8.30-9.30	5,980	2.63 ± 0.11
9.30-10.30	32,350	4.67 ± 0.06
10.30-11.30	51,612	4.07 ± 0.04
11.30-12.30	12,712	3.39 ± 0.15
12.30-13.30	173	5.04 ± 0.69

^aGreenwich Mean Time; ^bnumber of 8-day intervals for which 2000-2010 data was available; ^cstandard error.

Table 3.4: Tabulation of Aqua satellite transit during the day and the errors resulting from comparing temperatures registered to the maximum temperatures observed by ECA&D ground recording stations (the MODIS derived data included only high-quality pixels).

GMT ^a	N ^b	Mean temperature error (°C) \pm SE ^c
8.00-9.30	491	6.63 \pm 0.92
9.30-11.00	4,698	4.01 \pm 0.20
11.00-12.30	18,487	4.39 \pm 0.07
12.30-14.00	12,503	2.54 \pm 0.08
14.00-15.30	3,200	0.82 \pm 0.59

^aGreenwich Mean Time; ^bnumber of 8-day intervals for which 2000-2010 data was available; ^cstandard error.

Table 3.5: Tabulation of Terra satellite transit during night and the errors resulting from comparing temperatures registered to the minimum temperatures observed by ECA&D ground recording stations (the MODIS derived data included only high quality pixels).

GMT ^a	N ^b	Mean temperature error (°C) \pm SE ^c
18.30-19.30	1,516	-3.78 \pm 0.37
19.30-20.30	13,081	-3.67 \pm 0.07
20.30-21.30	32,559	-3.63 \pm 0.04
21.30-22.30	18,467	-2.90 \pm 0.05
22.30-23.30	3,675	-0.47 \pm 0.16
23.30-0.30	106	0.97 \pm 1.04

^aGreenwich Mean Time; ^bnumber of 8-day intervals for which 2000-2010 data was available; ^cstandard error.

Table 3.6: Tabulation of Aqua satellite transit during night-time and the error resulting from comparing temperatures registered to the minimum temperatures observed by ECA&D ground recording stations (the MODIS derived data included only high quality pixels).

GMT ^a	N ^b	Mean temperature error (°C) \pm SE ^c
0.00-1.00	11,398	-2.67 \pm 0.18
1.00-2.00	14,608	-2.25 \pm 0.06
2.00-3.00	5,255	-0.46 \pm 0.14
3.00-4.00	333	-0.83 \pm 0.59

^aGreenwich Mean Time; ^bnumber of 8-day intervals for which 2000-2010 data was available; ^cstandard error.

3.4 Discussion

This paper analyzed a point-scale, data assimilation scheme based on recording station temperature data and satellite-derived temperature estimates. It primarily aimed to quantify errors in MODIS estimates of LST. Error propagation in parasite development models that seek to estimate tick life cycles was also addressed. A better understanding of these effects can minimize error and error propagation using image quality filters and other operations. Vector-borne diseases are highly sensitive to changes in climate due to the effects of environmental conditions on a given vector or pathogen's development rate (Guis et al., 2012).

Health risks associated with climate change call for mapping of potential climate impacts on the distribution and population dynamics of health-threatening arthropods (Patz et al., 2000; Estrada-Peña et al., 2012). Such efforts commonly use interpolated climate data from sources such as the increasingly popular WorldClim (Hijmans et al., 2005). The availability of remote sensing data has enhanced its use in modelling of insect-related health risks. Many authors have thoroughly reviewed

MODIS imagery and pointed out its usefulness for ecological studies in vector mapping (Brooker et al., 2001; Rogers et al., 2002; Hay et al., 2006). Tatem et al., (2006) previous studies demonstrated the importance of processing the raw data files with filters provided by the MODIS team to remove noise coming from water contamination (Scharlemann et al., 2008), which biases LST estimates. However, apart from adequate filtering, studies using MODIS data should also develop an *a priori* understanding of the potential divergence between LST and Tair values considering how it may affect the model of interest.

Ground temperature is a key variable in estimating tick development (Randolph, 2004), especially cohorts of ticks recruited into questing upon completion of the preceding molting period, which is due to temperature effects that regulate this and other activities (Randolph et al., 2002). Prediction of the relative roles of these factors plays a critical role in life cycle modelling as does anticipating the spread of the ticks (Danielova et al., 2006; Jaenson and Lindgren, 2011) and monitoring the pathogens they transmit (Jaenson et al., 2012). Divergent temperature estimates between ground recording stations (or laboratory studies on development) and remote sensing instruments can introduce systematic errors that obscure otherwise regionally coherent findings regarding this issue.

We observed a strong positive correlation between LST measured during nocturnal transit and minimum Tair. Maximum LST increases faster than maximum Tair with rising ambient temperatures and thus captures additional information on the concentration of thermal energy within a given area of the Earth's surface. Maximum Tair therefore exhibits lesser correlation with MODIS-derived LST. Mildrexler et al., (2011) originally noted the overestimation of LST in MODIS data. The current report describes specific regional and temporal aspects of the temperature uncertainty. Comparisons across a large area for an extended time period can minimize the error, i.e., geographical and temporal overestimation is balanced by underestimation. The greatest degree of overestimation occurs in the vicinity of the Mediterranean basin, where daytime overestimates exceed those collected during the night. Bonan (2008) proposed a mechanism explaining LST deviations as due to the ground vegetal cover. At high temperatures, and in non-forested

cover types such as those typical of Mediterranean-type ecosystems, LST captures irradiative and thermodynamic features of Earth's surface more faithfully than Tair. Desert areas, shrub-lands, grasslands, savannas, and croplands have a maximum LST that is 5-10 °C hotter than the corresponding maximum Tair. Wan et al.,(2004) originally recognized this bias in data from semi-arid and arid regions. In addition to the ecosystem effects on LST estimates, we identified pronounced other effects related to the time of satellite orbital transit. Transit times for both Terra and Aqua satellites over a given area do not always correspond with the time of maximum or minimum temperature on a given day.

The MODIS LST bias is not technically an error in raw data but rather a limitation of interpretation. This inconsistency in LST temperatures is therefore difficult to reconcile with post-hoc methods. Correcting MODIS data requires a dense network of ground recording stations to obtain accurate temperature estimates. This sort of operation (Hengl et al., 2011) can be implemented but only for studies of parasite habitats and life cycles over a relatively small area (Neteler, 2010; Neteler, Roiz y Rocchini, 2011). The bias introduced by these uncertainties can affect interpretations of life cycle and development models of ticks and other arthropods. We analyzed the propagation of temperature uncertainties in tick development models to quantify the bias. Temperature uncertainties range from 2-4% during the summer at southern latitudes. A 2-4% overestimation in tick development introduced during successive 10-day intervals could lead to as much as 12% overestimation on the monthly scale. Ticks have four temperature-dependent development periods, i.e., oviposition, egg maturation, larva-nymph molting and nymph-adult molting (Randolph, 1998). These stages do not account for the periods of questing, which are not only modulated by temperature but also by humidity (Randolph, 1998). We did not reiterate the analysis for each developmental period, since the error has the same magnitude regardless of the equation. However, the propagation of the temperature error introduced into models by MODIS data may seriously obscure estimates of development, climate-influenced plant and animal life cycle events (phenology) or process-driven predictive mapping of the parasite.

Using flags issued by the MODIS scientific team to filter the dataset and remove non-valid pixels can serve to balance the overall error in LST measurements. These operations specifically balance outliers in the error distribution but regional-scale errors persist in the data. Although the absolute temperature error is higher in areas of the Mediterranean basin, underestimation of LST is potentially more problematic at northern latitudes, which are at risk for the spread of *I. ricinus* and their associated pathogens (Jaenson and Lindgren, 2011; Jaenson et al., 2012). The distribution of this organism is currently limited by low temperatures that characterize the higher latitudes (Jaenson and Lindgren, 2011) or high-altitude localities (Danielova et al., 2006) since low temperatures prevent tick maturation. Life cycle models for these latitudes can underestimate tick development rates by an average of 1% for every 10-day period throughout the year. The most biased estimations could theoretically result in 36%, uncertainties for the entire year. Satellite-derived temperature data could also indicate a northern limit of viable tick development that would not coincide with its actual range according to ground-based temperature measurements.

Our results indicate that MODIS LST data can provide potentially biased Tair estimates when entered into process-driven models of parasite development rates. Satellite measurements are typically used as a direct estimator of mean temperature within a given time-frame, without data filtering or other steps to correct for bias. Our results

suggest that Terra (daytime) and Aqua (in the night) in combination provide adequate estimates of maximum or minimum temperatures for a given time period, but they do not provide reliable mean temperature estimates, which are commonly used in many process-driven developmental models. The use of minimum- maximum temperature bounds over a 10-day interval, with removal of invalid pixels provides adequate local estimates of T_{air} as well as reliable T_{air} estimates over wide-ranging areas.

While it is legitimate to use MODIS-derived LST data to generate parasite development models, technical errors as recognized by the MODIS team (Wan et al., 2004; Wan, 2008; Wan and Li, 2011) must be biologically interpreted before firm conclusions can be drawn. Estimations of developmental rates from MODIS derived information should ideally only be compared with similar data developed with the same raw information. This precludes the direct comparison among models built on different raw variables such as, for example, those derived from diverse future climate scenarios based on interpolations of ground station data. Ticks develop and quest only on the first centimeters of the vegetation layer. Therefore, neither climate data obtained from ground recording climate stations nor satellite products are free of significant errors, thereby introducing a potential noise that should be considered (Estrada-Peña et al., 2012). In any case, every biological model should ideally be built on the variables that best describe the processes. No general rules for a “gold standard” are available because issues of spatial and temporal resolution operate at every level of the life cycle analyzed (Randolph, 2002a).

3.5 Conclusion

Data from this study suggest that satellite-sensed information can provide the basic background, against which models for development and mortality rates of health-threatening arthropods can be constructed. However, a thorough comparison with ground estimates of the given regional climate is necessary to provide the background of variability and the framework to improve the quality of the raw data.

CAPÍTULO 4.

ANÁLISIS COMPARATIVO DE LA INFORMACIÓN DE TEMPERATURA DE LAS BASES DE DATOS WORLDCLIM, ECA&D Y MODIS EN EL PALEÁRTICO OCCIDENTAL.

Publicado como:

Alonso-Carné, J., Estrada-Peña, A., García-Martín, A.,(2017). Análisis comparativo de la información de temperatura de las bases de datos WorldClim, ECA&D y MODIS en el Paleártico Occidental. *Geographicalia*, 69, 1-32. https://doi.org/10.26754/ojs_geoph/geoph.2017692317.

ANÁLISIS COMPARATIVO DE LA INFORMACIÓN DE TEMPERATURA DE LAS BASES DE DATOS WORLDCLIM, ECA&D Y MODIS EN EL PALEÁRTICO OCCIDENTAL

Resumen: La proliferación y facilidad de acceso a grandes bases de datos de carácter científico tipo Open Data hace necesario un análisis sobre la adecuación de cada una de ellas a los objetivos perseguidos en cualquier trabajo de investigación o en la aplicación de un proceso de modelado. En este trabajo se comparan tres fuentes de datos validadas por comunidad científica y ampliamente utilizadas para el análisis de la temperatura (del aire y de superficie) a escalas medias (WorldClim, ECA&D y MODIS) utilizando como área de estudio el territorio europeo al oeste de la frontera ruso-europea. Estas tres series de datos se comparan teniendo en cuenta dos tamaños de píxel y los distintos tipos de climas existentes. Como resultado, se verifica la existencia de diferencias entre estas series de datos, aunque no significativas, y se describen las limitaciones y funcionalidad de cada una de ellas.

Palabras clave: temperatura, MODIS, WorldClim, ECA&D, Europa.

Abstract: The easy access to scientific Open Data large databases makes it necessary to analyze the adequacy of each of them to the objectives pursued in any research work or in the application of a modeling process. This paper compares three data sources validated by scientific community and widely used for the analysis of 2 types of temperature (air and land surface) at medium scales (WorldClim, ECA&D and MODIS) using as study area the European territory west of the Russian-European border. These three datasets are compared taking into account two pixel sizes and different types of climates. As a result, we verified the existence of differences, although not significant, and described the limitations and functionality of each of these series.

Keywords: temperature, MODIS, WorldClim, ECA&D, Europe.

4.1. Introducción

La temperatura es una de las variables climáticas más importantes dado que los cambios de magnitud y de la tasa de cambio de ésta pueden tener efectos importantes en la distribución de los organismos, en los equilibrios de los procesos ecológicos y, en consecuencia, en las actividades socioeconómicas (Geiger, 1965; Walther et al., 2002; Salinger, 2005; Zhao et al., 2005; Stern, 2006).

Dada su gran complejidad, las formas de variabilidad del clima son múltiples, con lo que pronosticarlas es una tarea difícil (Landa et al., 2008). No obstante, ante un escenario de cambio climático aceptado por el conjunto de las ciencias ambientales (Biología, Ciencias Agrarias, Geografía, Veterinaria...) resulta de gran interés la estimación con precisión de cualquiera de las variables que configuran un tipo de clima (Bustamante, 2003, Araujo et al., 2007).

Desde mediados de los años 90 existe una creciente disponibilidad de datos de distintas variables ambientales gracias a (i) el auge y desarrollo de las ciencias experimentales (estadística, informática...) y herramientas tecnológicas (Sistemas de

Información Geográfica –SIG–, teledetección, programación); y (ii) la facilidad de acceso a la información gracias Internet y a las nuevas políticas de acceso libre para la investigación científica, sobre todo en áreas de interés global socio-ambiental relacionadas con el cambio climático (Patz et al., 2000; Field, 2012; McLeman, 2013, Sterling et al., 2013; Fordham et al., 2013). Estos avances están permitiendo desarrollar un abundante trabajo científico en el conjunto de las ciencias ambientales.

Centrándonos en la variable temperatura, las dos fuentes primarias de datos utilizadas en la literatura científica revisada son: (i) las estaciones meteorológicas, que capturan la temperatura del aire a una altura de 2 m; y (ii) la teledetección, que captura la temperatura de superficie.

Las estaciones meteorológicas son el sistema tradicional de captura de la temperatura del aire vigente desde el auge de la climatología a finales del Siglo XVIII. Desde entonces, la disponibilidad, continuidad y calidad de las series de datos proporcionadas por este sistema ha ido creciendo, siendo para ello fundamental el papel de la Organización Mundial de la Meteorología WMO (www.wmo.ch). El desarrollo en las últimas tres décadas de los SIG y de la estadística permite interpolar, normalizar y desarrollar mapas de temperatura a partir de la información puntual de estas estaciones aplicando distintos algoritmos cada vez más complejos como, por ejemplo, Superficies de Tendencia, lineales/aditivos Generalizados, Regresión Sencilla, Múltiple, GARP, Krigging y Max. Entropía (Bustamante, 2003; Haylock et al., 2008). Dos de las bases de datos climáticas con datos de temperatura del aire procedentes de estaciones meteorológicas más usadas en investigación son WorldClim y ECA&D. WorldClim (Hijmans et al., 2005; <<http://www.WorldClim.org>>) ofrece datos a nivel mundial desde el año 1960 con una periodicidad mensual en formato ráster con una resolución máxima de 1 km² (de 30 arc segundos a 10 minutos) a partir de una red mundial de más de 14.000 estaciones de datos a través de un spline de placa delgada ANUSPLIN (Hutchinson, 1997). Esta base de datos climática ha sido utilizada como referencia en el desarrollo de un gran número de estudios ambientales al ser la primera que ofreció a escala mundial esta información (p.ej.: Ríos Muñoz y Navarro-Sigüenza, 2009; Rochlin et al., 2013). Por su parte ECA&D (Haylock, 2008; www.ecad.knmi.nl) ofrece datos climáticos a escala Pan-Europea desde 1950, con una red en constante crecimiento que ya supera las 6.000 estaciones (Holanda, Irlanda y Suiza poseen la mayor densidad, Escandinavia, España, África y Balcanes la inferior). Ofrece datos a 4 escalas: 0,25 o 0,5 grados en coordenadas geográficas y 0,22 o 0,44 en coordenadas Rotated Pole. El algoritmo utilizado es complejo y se desarrolla en 3 fases integrando un spline de Placa Delgada “Thin-Plate” y un ajuste por Krigging a nivel diario y mensual (ECA&D&KNMI, 2008 y 2013). Su uso está en auge asociado a su desarrollo siendo su utilización para analizar la temperatura también abundante en los últimos años (p.e.: Sánchez-Lorenzo et al., 2008; Van der Schrier et al., 2013).

En cuanto a la captura de la temperatura de superficie por parte de la teledetección, esta se basa en el uso de la radiación del área de estudio adquirida por los sensores en el espectro térmico y la aplicación de distintos algoritmos para su conversión en información de interés climático-ambiental. Desde 1978, con el lanzamiento de Landsat 3, se disponen de datos de temperatura de superficie con una resolución espacial de, al menos, 240 m (Chuvieco, 1996). Centrándonos exclusivamente en esta variable, cabe destacar de la importancia del proyecto MODIS que, compuesto por dos satélites (Terra, lanzado en el año 2000 y Aqua en el año 2002) constituyó la primera misión específicamente desarrollada para la observación y el estudio de la superficie terrestre y el análisis del

cambio climático ofreciendo desde entonces cada 1-2 días dos datos de temperatura de superficie diurna y nocturna con una resolución de 0,05° en el ecuador.

Temperatura del aire y temperatura de superficie son dos variables distintas de temperatura, pero que se encuentran altamente correlacionadas entre sí. Por ello es habitual integrar ambas variables para optimizar espacialmente la variable temperatura en su uso en modelos de procesos ecológicos (Sun et al., 2005; Liu et al., 2016).

El auge de la disponibilidad de datos no debe hacer olvidar que en todo caso siempre se debe de considerar la validez y adecuación de estos para el problema o proceso que se quiere conocer o modelizar. Esto es especialmente relevante a la hora de seleccionar cualquier variable climática dada la condición de éstas como variables de base para la práctica totalidad de estudios ambientales. Así, resulta imprescindible una buena valoración y conocimiento de la precisión, cantidad, proyección y escala de la fuente de datos a utilizar de cara a lograr unos resultados significativos y una correcta interpretación de estos. En este sentido, el conocido como “efecto mariposa” (Lorenz, 1963, Dantas-Torres, 2015), explica cómo pequeñas variaciones en los parámetros de un modelo de predicción provocan resultados muy diferentes y como de compleja y limitada es toda propuesta de predicción a largo plazo en este campo. La captación de los valores más exactos posibles de la temperatura dada su continuidad espacio-temporal y su implicación en procesos que se suceden a distintas escalas espaciales y temporales, se convierte por tanto es un proceso clave para el éxito de cualquier estudio ya sea de monitorización o predicción ambiental.

4.2. Área de estudio

El área de estudio incluye la zona del Paleártico occidental incluida entre los 18,5 ° W, 42 ° E, 27 N ° y 66 ° N. Desde el punto de vista administrativo, contiene todos los países europeos al Oeste de la frontera ruso-europea por lo que, desde el punto de vista climático, se recoge toda la variabilidad climática presente en este continente.

4.3. Materiales y métodos

El presente trabajo tiene como objetivo analizar las diferencias que existen en la variable climática temperatura a una escala media europea a partir de varias de las series de datos de temperatura (de superficie y del aire) de uso más frecuente, asumiendo las diferencias temporales, espaciales y de origen entre las mismas en un contexto de cambio climático. La información de temperatura de superficie es proporcionada por el proyecto MODIS con datos normalizados a través de una transformada de Fourier que busca descartar los errores intrínsecos asociados a la captura y procesamiento de estos datos como el vapor de agua (Scharlemann et al., 2008) y WorldClim y ECA&D son las bases de datos climáticas utilizadas basadas en interpolaciones a escalas medias de datos de temperatura del aire procedentes de estaciones meteorológicas.

En concreto, se analizan las variables temperatura máxima, media y mínima (TMax, TMedia, TMin) para la región Paneuropea a una escala homogeneizada teniendo en

cuenta los dos tamaños de píxel de las fuentes (0,05° y 0,25°) Además, de modo complementario, se compararon aplicando un análisis ANOVA los datos MODIS con los datos reales puntuales de quince estaciones meteorológicas de la red ECA&D teniendo en cuenta los distintos tipos de clima existentes en el área de estudio según LANMAP2 (Mücher et al., 2010).

4.3.1. Datos MODIS: Terra y Aqua

Los datos MODIS de la serie mensual MOD11C3 y MYD11C3 (versión 5) fueron descargados para el período comprendido entre los años 2000 y 2010 de la página web de este satélite (<https://lpdaac.usgs.gov/>). Estos productos ofrecen las mediciones de temperatura de superficie (TST), tanto de Terra como Aqua (este último desde 2002).

Ambos satélites tienen diferentes tiempos orbitales, tanto en el área de estudio como en el resto del planeta (Wan et al., 2004). La resolución espacial es de un valor nominal de 0,05° en el Ecuador (5.600 m, aproximadamente). Los datos de la versión 5 de MODIS son validados en su producción por el propio equipo científico de MODISNASA, lo que se traduce en que estos datos son válidos para su uso en publicaciones y estudios científicos (Wan, 2007).

Para cada período de 30 días del intervalo 2000-2010 en el caso de Terra y 2002-2010 en el caso de Aqua se han utilizado las pasadas de “día” y “noche”. Las imágenes fueron recortadas a los límites geográficos de la región de estudio y se transformaron para obtener la medición de la temperatura en grados Celsius (°) mediante la utilización del software de Sistemas de Información Geográfica (SIG) GRASS (<https://grass.osgeo.org/>).

Seguidamente, haciendo uso de las banderas de calidad que aporta MODIS, se filtraron las imágenes descartando aquellos píxeles calificados como nulos, no válidos y los valorados como afectados gravemente por errores de estimación ($>3^{\circ}\text{C}$, en este caso, son principalmente aquellos en donde la presencia de nubes, nieve o agua alteran el correcto funcionamiento del algoritmo de MODIS). Una vez procesados y optimizados los datos, se obtuvieron los datos de media de las tres variables en cada mes del año, los cuales fueron procesados mediante una transformada de Fourier para descartar la presencia de vapor de agua (Scharlemann et al., 2008). Posteriormente para su comparación con el resto de series de datos utilizadas en este trabajo, se obtuvo con GRASS el mapa anual medio del período de estudio de cada una de las tres variables estudiadas y se calculó el porcentaje de error relativo de las comparaciones resultantes. Asimismo, para permitir su comparación con la información de la base ECA&D, también se elaboraron mapas con píxeles a 0,25° de resolución mediante ajuste bilineal con GRASS.

4.3.2. Datos WorldClim

Los datos de WorldClim fueron obtenidos de su página web oficial (<http://www.WorldClim.org/>), descargándose temperatura máxima, media y mínima a 5 arco-minutos de resolución para los 12 meses del año. Estos datos están validados para su aplicación en usos científicos (Hijmans et al., 2005). En su actual versión (v.1.4) esta base de datos ofrece información de temperatura para la serie temporal 1960-1990, existiendo en fase beta de desarrollo su versión 2, que ofrecerá datos de la serie temporal 1970-2000, ([http:// WorldClim.org/version2](http://WorldClim.org/version2)). Los datos descargados fueron integrados en GRASS desde donde se realizó un proceso de tratamiento de los mismos, descartando “outliers” o datos extremos que se reconocieron como no validos (principalmente zonas heladas, montañas o de agua) para finalmente obtener datos anuales promedio de las 3 variable de estudio. Para su comparación con ECA&D, de igual modo que en el caso de los datos MODIS, se derivaron mapas con píxeles a 0,25° de resolución mediante ajuste bilineal con GRASS. Además, se comprobó la suma total de error de cada imagen comparativa resultante para valorar sus diferencias con el resto.

4.3.3. Datos ECA&D

Los datos de ECA&D se obtuvieron de la página web oficial del proyecto (<http://www.ecad.eu/>). Se descargaron los datos de temperatura máxima, media y mínima a 0,25° de resolución para las siguientes series temporales: 1950-2010, 1960-1990, 2000-2010 y 2002-2010 de forma que se recogieron datos de toda la serie temporal disponible y las coincidentes para favorecer su comparación por pares a WorldClim y MODIS (Terra y Aqua). Estos datos se integraron y procesaron de igual forma en GRASS en donde se obtuvieron los mapas resultantes de temperaturas promedio para cada variable y serie de tiempo. Se comprobó la suma total de error de cada imagen comparativa resultante para valorar sus diferencias con el resto.

4.3.4. Estaciones control

Al objeto de tener unos datos de validación de cada uno de los climas presentes en el territorio europeo según LANMAP2 Level 1 (Mücher et al., 2010), se seleccionaron 14 estaciones de control en la base de datos ECA&D para las tres variables estudiadas, teniendo al menos una estación por cada tipo de clima (ver Tabla 4.1). Como se puede observar en la Figura 4.1, la selección de estas estaciones busca garantizar una buena distribución espacial de las variables estudiadas recogiendo toda la variabilidad de la zona de estudio.

Tabla 4.1. Relación de climas existentes en cada estación de control y su ubicación

<i>Clima</i>	<i>Estación</i>	<i>País</i>	<i>X</i>	<i>Y</i>	<i>Altitud (m)</i>
Continental	Augsburg	DE	10,94	48,43	461,00
Atlántico	Birr	IE	-7,88	53,09	70,00
Mediterráneo	Córdoba	ES	-4,85	37,85	90,00
Estepario	Doneck	UA	37,80	48,10	259,00
Atlántico	Eksalenmir	GB	-3,20	55,32	242,00
Alpino	Teigarhorn	IS	-15,23	64,68	22,00
Boreal	Jyvaskula	FI	25,68	62,40	137,00
Mediterráneo	Milán	IT	9,19	45,47	150,00
Boreal	Minsk	BY	27,53	53,87	222,00
Continental	Novisad	RS	19,85	45,33	84,00
Atlántico	Porto	PT	-8,60	41,13	93,00
Anatolia	Sivas	TR	37,02	39,75	1285,00
Alpino	SonnBlick	AT	12,95	47,05	3106,00
Mediterráneo	Toulouse	FR	1,38	43,62	151,00

4.3.5. Análisis comparativo de los datos

El trabajo de análisis comparativo de los datos ofrecidos por estas tres series se realizó a tres niveles: (i) análisis comparativo por pares de la media de las tres variables estudiadas (TMax, TMedia y TMin) de las tres bases de datos utilizadas (MODIS, WorldClim y ECA&D) para las escalas temporales (1950-2010, 1960-1990, 2000-2010 y 2002-2010) y espaciales (0,05° y 0,25°) consideradas; (ii) comparación del valor real conocido en los 14 puntos de control seleccionados en el apartado 3.4. con el valor de temperatura proporcionado por las series de datos en cada escala espacial y temporal utilizada y análisis estadístico ANOVA para comprobar diferencias significativas entre estas; y (iii) comparación del valor medio de cada una de las tres variables para las escalas temporales y espaciales delimitadas para cada clima de LANMAP2 Level 1 (Mücher et al., 2010) de cara a facilitar relaciones ecológicas en la explicación de los resultados.



Figura 4.1 Relación de climas LANMAP2 Level 1 en el área de estudio y estaciones de control seleccionadas.

4.4. Resultados

4.4.1. Análisis comparativo entre las distintas fuentes de datos

4.4.1.1. MODIS- WorldClim

Los resultados (Figura 4.2) muestran que existe un alto grado de coincidencia (diferencias entre $-1^{\circ}\text{C}/+5^{\circ}\text{C}$ y la mediana de todas las series inferior a 1°C de diferencia) en latitudes medias para la TMax entre MODIS y WorldClim (mayor igualdad con el satélite Terra que con Aqua), existiendo un gradiente de diferencia positiva hacia el sur (diferencias de hasta $+15^{\circ}\text{C}$ en Terra y $+20^{\circ}\text{C}$ en Aqua) y negativo hacia el norte (hasta -5°C). La diferencia global es 2,99 veces superior entre Aqua y WorldClim que con respecto a Terra.

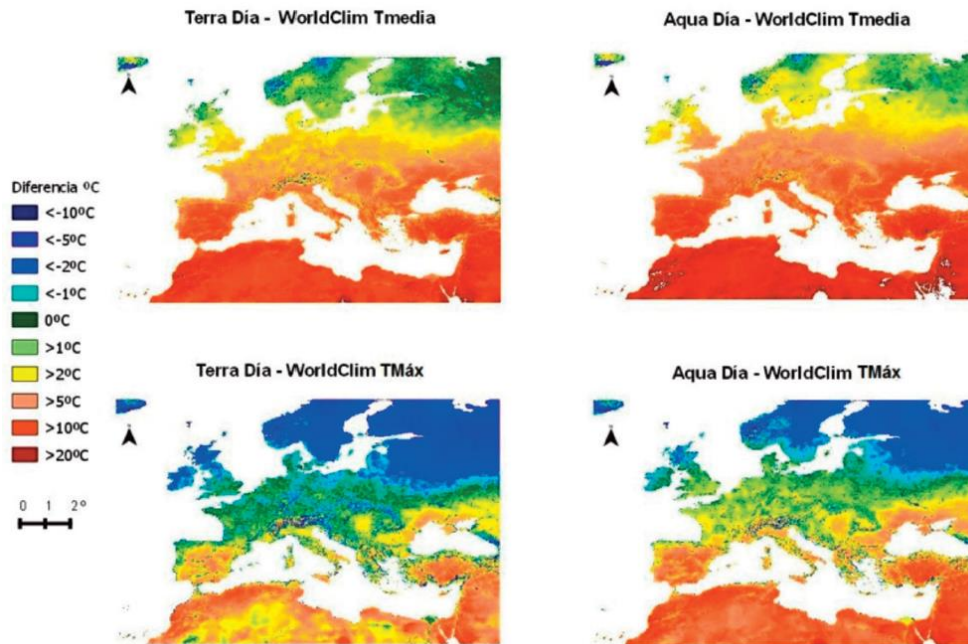


Figura 4.2. Comparación datos de MODIS (TERRA Y AQUA) con datos de WorldClim para TMax y Tmedia

Respecto a la TMedia, solo existe una buena relación (entre 0 y 2°C de diferencia) entre MODIS y WorldClim en la zona de Escandinavia por encima del paralelo 55°, siendo los valores de temperatura de MODIS siempre superiores en el resto del territorio estudiado (la mediana de las series es de 3,87°C y 5,4°C). La diferencia global de WorldClim es 1,32 veces mayor con respecto a Aqua que con respecto a Terra.

En cuanto a la TMin, existe una clara mejor relación de WorldClim con Terra que con Aqua (Figura 4.3). Terra presenta una buena coincidencia en torno a $\pm 2^\circ\text{C}$ en todo el territorio salvo zonas montañosas, Islandia y ciertos puntos de la costa atlántica. En el caso de Aqua presenta una relación negativa superior a los 5°C generalizada entre ambas fuentes siendo solo coincidente en ciertas zonas del Mediterráneo. La diferencia global es 7,49 veces mayor entre WorldClim y Aqua que con respecto a Terra. En este caso la compensación de errores hace que las medianas de las series se sitúen sin embargo en términos semejantes para Aqua (-2,77°C y -2,89°C) y para Terra en (-3,15°C – -3,74°C).

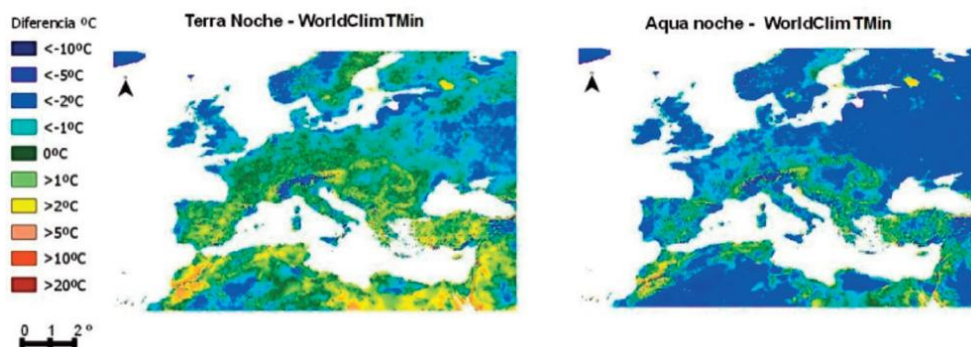


Figura 4.3 Comparación MODIS (TERRA y AQUA) con datos de WorldClim para la TMin

4.4.1.2. MODIS – ECA&D

El patrón es similar a la relación MODIS- WorldClim observado en el anterior subapartado, dado que los valores de TMax tienen una buena coincidencia ($-5^{\circ}\text{C}/5^{\circ}\text{C}$) en latitudes medias tanto en Terra (Figura 4.4) como en Aqua (Figura 4.5), aunque en una menor franja espacial, existiendo de igual forma un gradiente positivo hacia el sur y negativo hacia el norte.

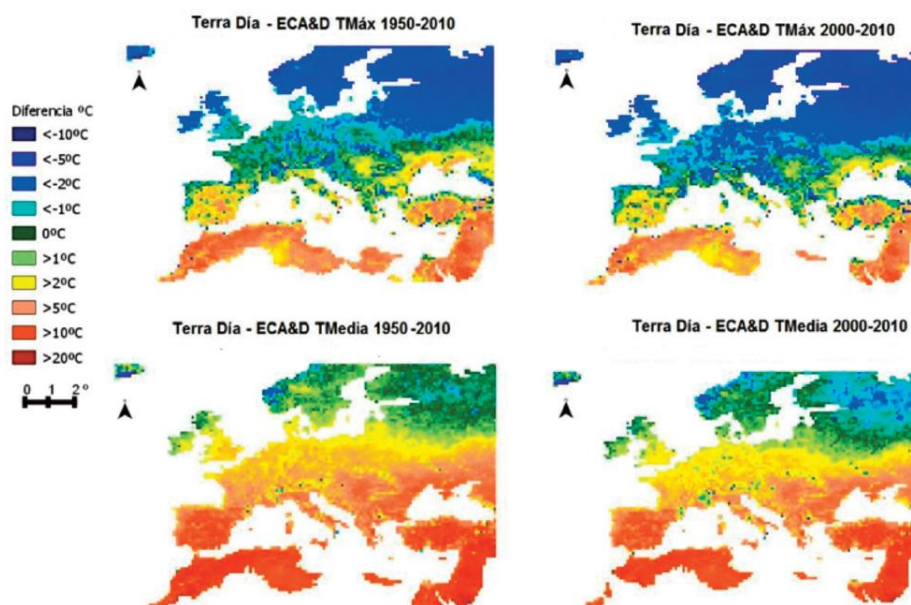


Figura 4.4 Comparación de MODIS TERRA con ECA&D para TMax y TMedia para las series 1950-2010 y 2000-2010

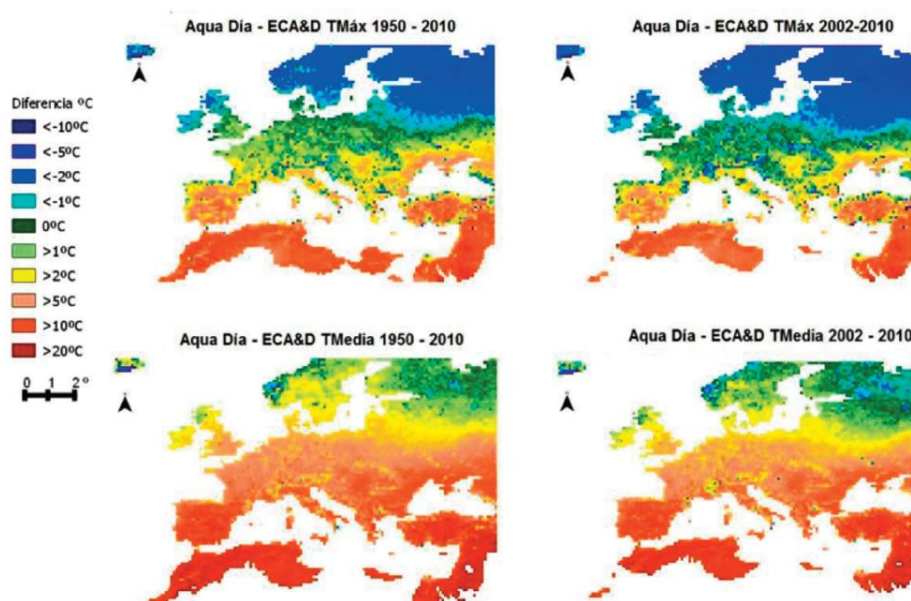


Figura 4.5. Comparación de MODIS Aqua con ECA&D para temperatura máxima y media para las series 1950-2010 y 2002-2010

En el caso de la variable TMedia, se repite también el patrón descrito anteriormente, dada la buena relación en latitudes por encima del paralelo 55°N y un gradiente positivo hacía el sur. La desigualdad entre ambos datos tiene una clara correlación espacial siendo proporcionalmente inferior a WorldClim en latitudes medias.

La comparación de ambas series refleja que para los datos de Terra el ajuste es ligeramente mejor en la serie completa de 1950-2010, mostrando ECA&D datos más elevados para la zona de estudio en el caso de 2000-2010 (1,04 para el conjunto). En el caso de Aqua, la serie 2002-2010 ajustan mejor respecto la TMax (0,91 respecto 1950-2010) y 1950-2010 (0,72 respecto de la diferencia global de 2002-2010) en el caso de la TMedia.

En cuanto a la TMin, los datos reflejan una mayor concordancia entre Terra y ECA&D que Aqua (Figura 4.6). Los datos son coincidentes en el entorno del mediterráneo y áreas centrales de la zona de estudio (Suecia, Alemania y países Balcánicos) mostrando ECA&D en el resto de los casos datos superiores a MODIS. En la comparación Terra-ECA&D de la serie 1950-2010 presenta una diferencia menor (0,96) respecto de la serie 2002-2010. En Aqua es al revés, siendo esta relación de 1,02.

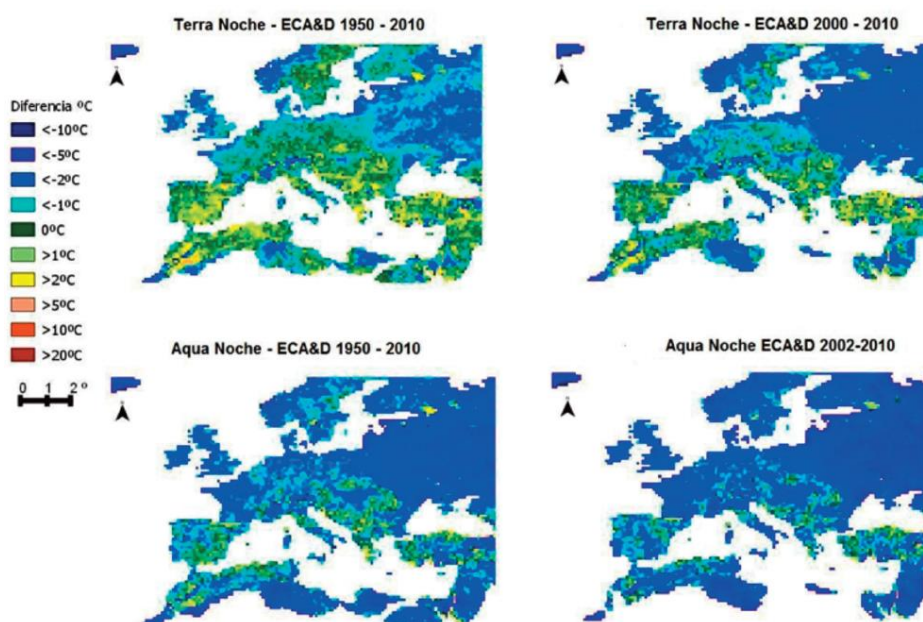


Figura 4.6 Comparación de datos MODIS TERRA y AQUA con ECA&D para la TMin para las series 1950-2010, 2000-2010 y 2002-2010.

4.4.1.3. ECA&D – WorldClim

La comparación de ambas bases de datos refleja resultados semejantes con una escasa diferencia de +/- 1°C tanto en la TMax como en la TMedia para casi todo el territorio.

Solo se identifican márgenes mayores (+/-2°C). En las zonas más al sur y al norte de la zona de estudio, así como las regiones montañosas (ver Figura 4.7). Como era de

esperar, las diferencias son menores para la comparación de series coincidentes, es decir, para la de 1960-1990 (la diferencia total entre mapas es 12 veces mayor en el caso de la serie 1950-2010 para la TMax y 6,3 veces mayor para la TMedia).

En cuanto a la TMin, existe una gran coincidencia entre ECA&D y WorldClim (Figura 4.8) (mediana de las series de datos con una diferencia $<0,1^{\circ}\text{C}$ en ambos casos), siendo superior, como, en el caso anterior, en la serie 1950-2010 (6,34 veces). Las mayores diferencias se focalizan en las zonas montañosas, en el entorno del Mediterráneo y en las latitudes más al norte. Todas las diferencias oscilan en $\pm 2^{\circ}\text{C}$.

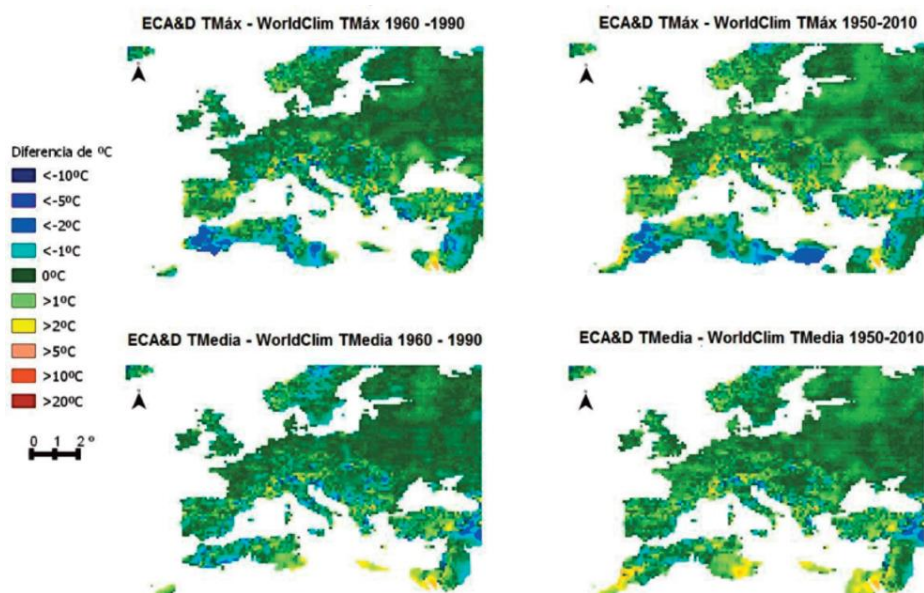


Figura 4.7. Comparación de datos ECA&D con WorldClim para la TMax y TMedia para las series 1960-1990 y 1950-2010.

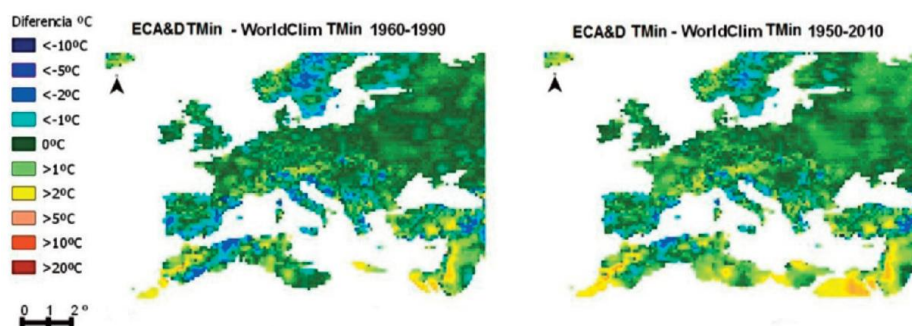


Figura 4.8 Comparación de datos ECA&D con WorldClim para la TMin para las series 1960-1990 y 1950 – 2010.

4.4.2. Comparación de los datos MODIS, WorldClim y ECA&D con las estaciones control

4.4.2.1. Análisis estadístico de las series de datos de las estaciones control

Cuando se comparan las series de temperatura de acuerdo con los puntos de control se comprueba que la media y la varianza de todas las series son coincidentes para las tres variables a estudio (TMax, Figura 4.9; TMedia, Figura 4.10; y TMin, Figura 4.11). El análisis ANOVA constatan que no hay diferencias significativas respecto a la media y la varianza de ninguna de las series para ninguna de las tres variables ($p > 0,7$ y $p > 0,35$, respectivamente). En todos los casos se observa que con un intervalo de confianza del 95% todas las series se mueven en un rango similar de datos, siendo el rango de los datos de MODIS en las tres variables superior al aportado por ECA&D y WorldClim. Dicha similitud es coherente a la utilidad científica de los mismos.

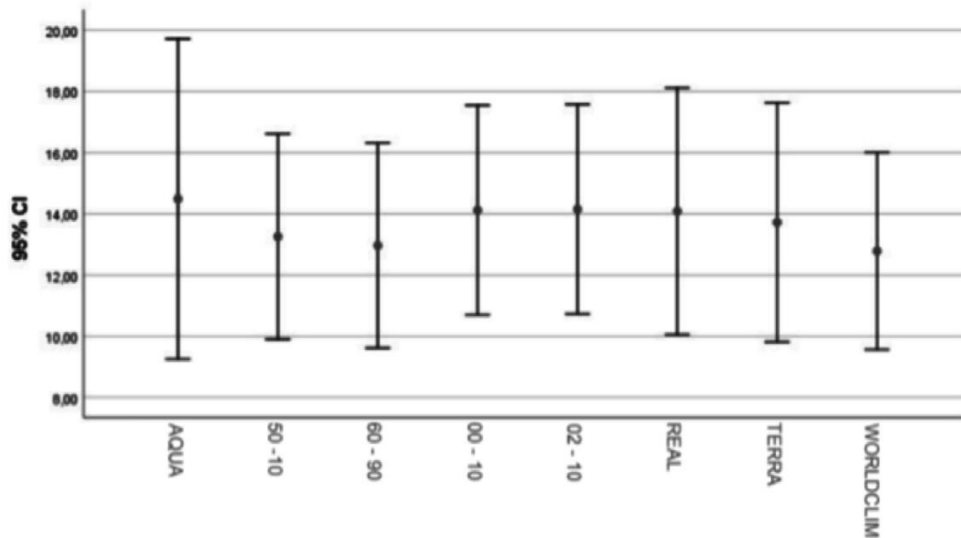


Figura 4.9. Gráfico de barras de error con un intervalo de confianza del 95% para TMax.

Respecto a la TMax, el rango de datos ajusta de forma precisa respecto a su mínimo, teniendo todas las series su valor promedio en un rango de $\pm 1^\circ\text{C}$, ajustando también de forma bastante precisa respecto a su máximo salvo en el caso de MODIS, destacando dentro de esto los datos de Aqua, que sobrepasa dicho rango (1° grado en el mínimo y 2°C en el máximo).

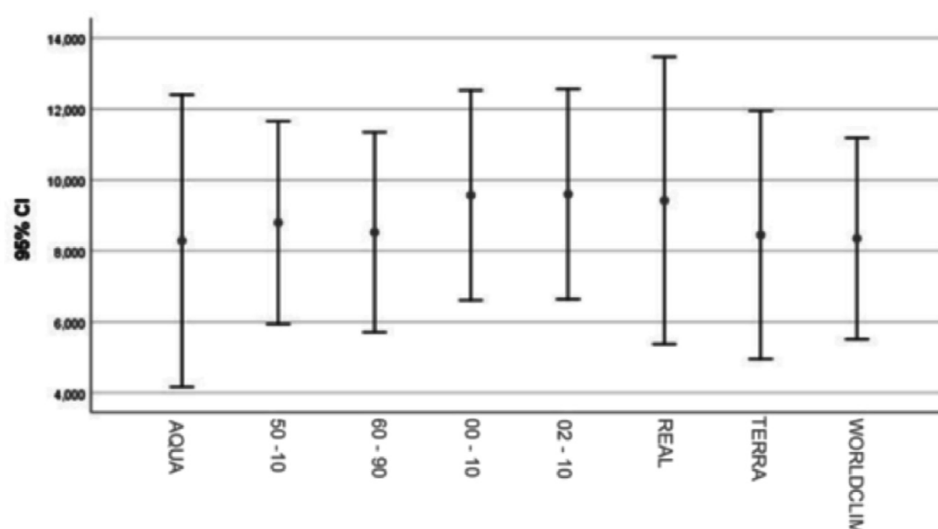


Figura 4.10 Gráfico de barras de error con un intervalo de confianza del 95% para TMedia.

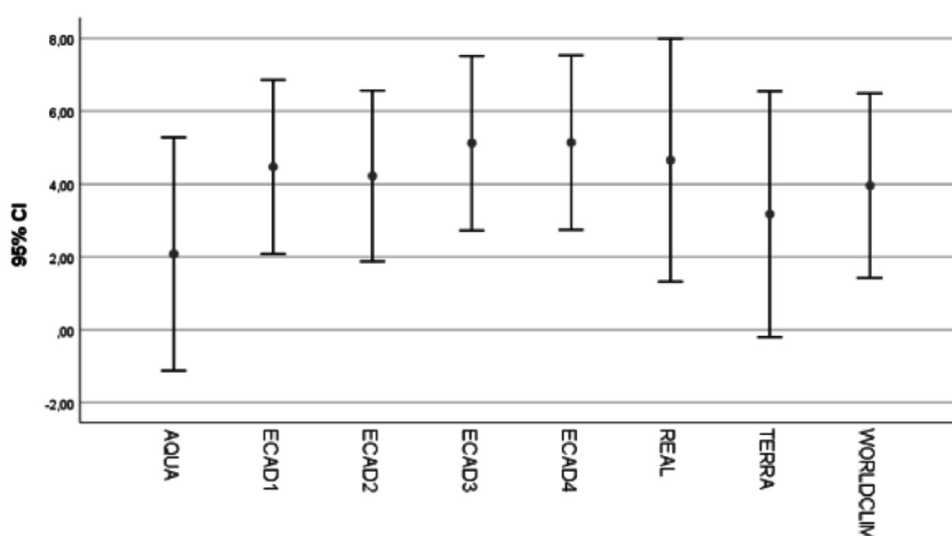


Figura 4.11 Gráfico de barras de error con un intervalo de confianza del 95% para TMin.

La TMedia presenta más diferencias. Se comprueba que el rango de las series de ECA&D y WorldClim se sitúa en su conjunto dentro del rango real de datos, aunque no abarcan su conjunto. En el caso de los datos de MODIS sobrepasan sus valores mínimos ($<2^{\circ}\text{C}$) y, como en el resto de casos, no alcanza sus valores más altos de rango.

Por último, los datos de TMin presentan tendencias similares. ECA&D recoge toda su serie dentro de la serie de datos reales, no abarcando el conjunto de su rango. WorldClim ajusta de igual forma casi en su totalidad con el rango real de datos, sobrepasando sus valores mínimos por un escaso margen ($<1^{\circ}\text{C}$). Al igual que pasaba en la variable TMedia, ECA&D y WorldClim no alcanzan a recoger los datos más altos de temperatura de la serie de temperatura real. Las variables de MODIS no alcanzan los valores altos del rango de datos reales y, en cambio, vuelven a superar ampliamente su mínimo (Aqua $>2^{\circ}\text{C}$).

4.4.2.2. Análisis de la temperatura máxima (TMax) por estaciones

En el caso de la variable TMax, salvo en el caso de Islandia y en la zona de los Alpes, las diferencias encontradas entre las tres bases de datos utilizadas y las estaciones de control se sitúan en torno a un máximo de 5°C dispersándose las diferencias hasta los 7°C e incluso 13°C en las zonas heladas y de montaña capturadas mediante MODIS (Figura 4.12 y Tablas 4.2 y 4.3).

Un análisis más en profundidad muestra como las Series de datos de ECA&D y WorldClim, al estar correlacionadas, presentan datos semejantes, presentando tendencia a ofrecer datos más elevados en las series más recientes, sea por una menor cantidad de datos para realizar el promedio, sea asociado al fenómeno de cambio climático. Por su parte, MODIS presenta mayores divergencias en las estaciones más al norte y de carácter montañoso, obteniendo buenos resultados en el resto. En cuanto a las diferencias entre los dos satélites que componen esta base de datos, señalar que Aqua presenta siempre datos superiores a los de Terra, siendo esta situación sobre todo visible en el clima mediterráneo.

4.4.2.3. Análisis de la temperatura media (TMedia) por estaciones

Como se observa en la Figura 4.13 y Tablas 4.2 y 4.3, en el caso de la TMedia se repiten las mismas tendencias que con las TMax, existiendo problemas con las estaciones de Islandia y los Alpes. Los datos de MODIS se alejan de los datos de TMedia por más de 5°C en todos los casos, salvo en las estaciones de control situadas a mayor latitud. Los datos de WorldClim reflejan siempre un valor inferior al dato real de la serie ECA&D.

Centrándonos en esta última base de datos, se muestra que las temperaturas medias son más suaves cuantos más son los años de referencia tomados.

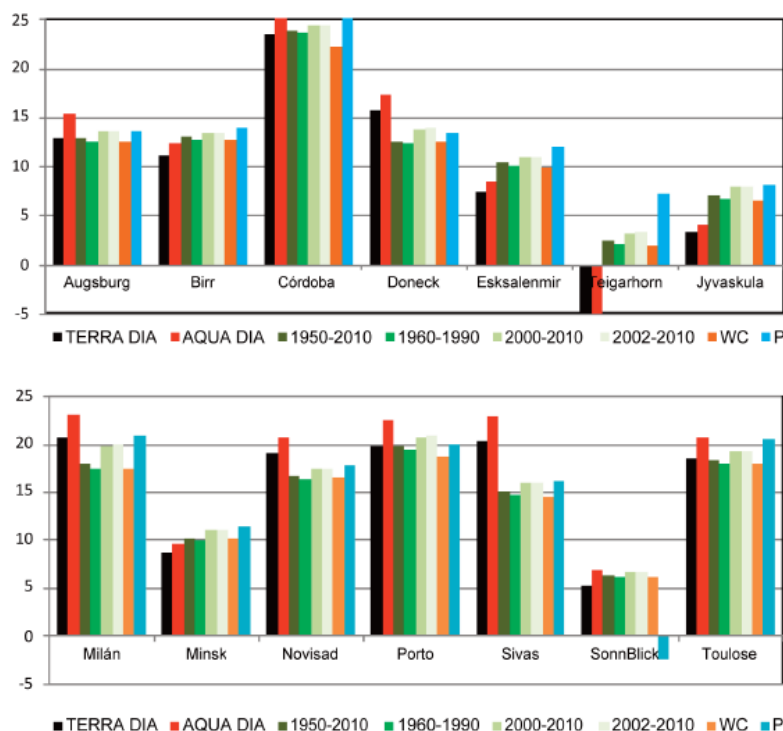


Figura 4.12 Datos de TMax para cada fuente de datos en cada estación de control (Las fechas indican rangos de años de la información sacada de la base de datos ECA&D, WC son las temperaturas de WorldClim y P es el valor real puntual de la estación)

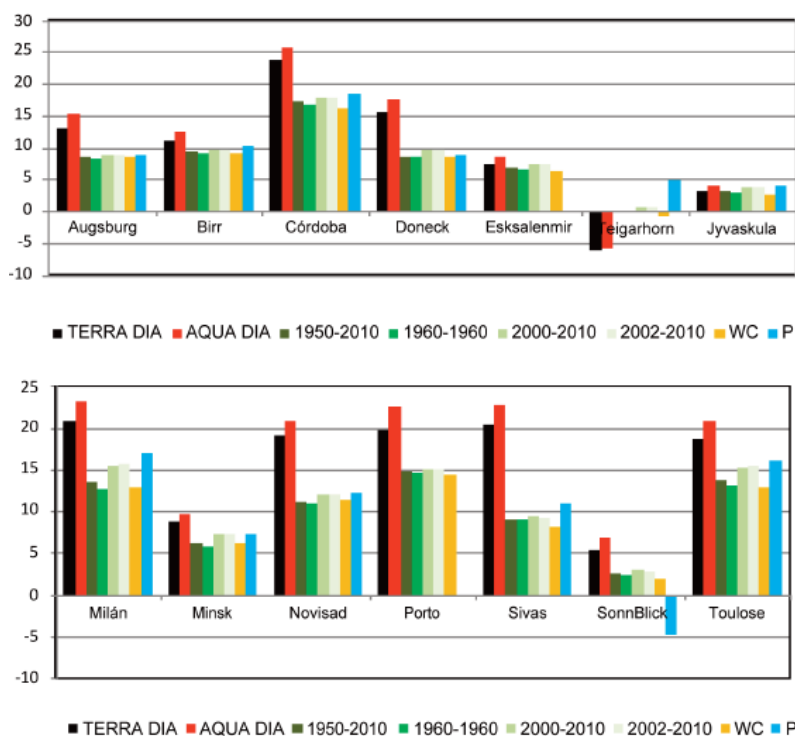


Figura 4.13 Datos de TMedia para cada fuente de datos en cada estación de control (las fechas indican rangos de años de la información sacada de la base de datos ECA&D, WC son las temperaturas de WorldClim y P es el valor real puntual de la estación).

4.4.2.4. Análisis de la temperatura mínima (TMin) por estaciones

La Figura 4.14 (Tablas 4.2 y 4.3) constata que existen problemas en las tres bases de datos utilizadas a la hora de modelizar correctamente los datos de TMin en la zona de Islandia y de los Alpes. En el resto de las estaciones de control, las diferencias con respecto al valor real son inferiores a los 4°C. Un análisis en profundidad permite observar como MODIS Terra ajusta mejor que Aqua con el dato real de ECA&D en la totalidad de las estaciones, mientras que WorldClim muestra un error semejante en todas las estaciones del mediterráneo, mostrando un mejor ajuste en las estaciones de clima continental y las del Este de Europa. Finalmente, la base de datos ECA&D muestra una alta coincidencia en todas las estaciones con respecto al valor puntual, con la excepción ya señalada de aquellas situadas en terrenos fríos y generalmente helados.

Tabla 4.2. Datos por estaciones para ECA&D, en todas sus variables y series temporales junto con el valor real de la estación ECA&D para el período 2000-2010

MODELO ECA&D	ID	Estación	TMáx			TMedia			TMin			Dato Estación 2000-2010	
			1950-2010	1960-1990	2000-2010	1950-2010	1960-1990	2000-2010	1950-2010	1960-1990	2000-2010	TMáx	TMin
1	Augsburg		12.84	12.53	13.58	8.31	8.13	8.89	8.84	4.11	3.93	13.61	8.67
2	Birr		12.96	12.75	13.39	9.24	9.03	9.63	9.66	5.53	5.86	13.95	10.24
3	Córdoba		23.87	23.70	24.40	17.12	16.74	17.78	17.81	10.45	11.17	25.22	18.39
4	Doneck		12.58	12.31	13.81	8.48	8.31	9.50	9.60	4.74	4.63	13.39	8.85
5	Eskalenmir		10.34	10.10	10.89	6.72	6.44	7.24	7.31	3.18	3.85	11.94	NULL
6	Teigarhorn		2.41	2.12	3.05	-0.04	-0.24	0.47	0.67	-1.90	-0.83	7.24	4.69
7	Jyvaskula		7.02	6.68	7.95	2.97	2.73	3.76	3.72	-1.33	-0.61	8.06	3.90
8	Milán		17.90	17.28	19.70	13.38	12.69	15.45	15.61	9.03	8.42	20.89	16.83
9	Minsk		10.11	9.86	11.06	6.12	5.80	7.26	7.23	2.42	3.75	11.29	7.22
10	Novisad		16.59	16.29	17.43	11.12	10.86	11.90	11.84	6.07	6.89	17.65	12.12
11	Porto		19.68	19.34	20.71	14.76	14.58	14.96	14.88	9.92	9.84	19.86	NULL
12	Sivas		14.95	14.69	15.94	8.91	8.85	9.26	9.18	2.74	2.67	16.18	10.87
13	SonnBlick		6.20	6.03	6.64	2.42	2.28	2.84	2.81	-1.09	-0.43	-2.47	-4.72
14	Toulouse		18.20	17.90	19.17	13.58	13.12	15.19	15.39	8.69	8.34	20.52	15.96

Tabla 4.3. Datos por estaciones para MODIS, WorldClim a escala 0,05 y 0,25° y valor real de la estación ECA&D para el período 2000-2010.

ID	Estación	MODIS										WorldClim 1960-1990						Dato Estación 2000-2010	
		TERRA DIA	TERRA DIA 0,08°	TERRA NOCHE	TERRA NOCHE 0,08°	AQUA DIA	AQUA DIA 0,08°	AQUA NOCHE	AQUA NOCHE 0,08°	TMáx	TMáx 0,08°	Tmed	Tmed 0,08°	TMin	TMin 0,08°	TMáx	TMin	TMáx	TMin
1	Augsburg	12.92	12.83	4.21	3.61	16.27	14.67	2.68	2.25	12.56	12.45	8.34	8.23	4.16	4.08	13.61	8.67	13.61	8.67
2	Birr	11.08	11.54	3.63	3.47	12.31	12.67	3.09	2.89	12.67	12.91	8.92	9.11	5.22	5.36	13.95	10.24	13.95	10.24
3	Córdoba	23.56	23.03	11.59	12.46	25.58	25.41	10.01	10.75	22.27	24.00	16.09	17.94	9.96	11.92	25.22	18.39	25.22	18.39
4	Doneck	15.61	15.07	3.02	3.15	17.35	16.61	1.36	0.87	12.44	12.12	8.35	8.02	4.32	3.96	13.39	8.85	13.39	8.85
5	Eskalenmir	7.29	7.01	0.98	1.75	8.42	8.34	0.63	1.49	9.79	11.00	6.18	7.36	2.61	3.78	11.94	NULL	11.94	NULL
6	Teigarhorn	-8.21	-1.33	-9.65	-5.74	-5.98	-0.94	-9.37	-6.76	1.90	1.99	-0.82	-0.73	-3.50	-3.41	7.24	4.69	1.99	0.31
7	Jyvaskula	3.21	3.29	-1.88	-1.77	3.98	4.09	-3.52	-3.05	6.56	6.81	2.65	3.00	-1.21	-0.78	8.06	3.90	8.06	-1.18
8	Milán	20.64	20.52	9.59	9.74	23.02	23.01	8.31	8.30	17.29	17.34	12.86	12.95	8.49	8.62	20.89	16.83	20.89	16.83
9	Minsk	8.72	9.98	0.80	2.52	9.48	11.05	-0.69	0.90	10.10	9.98	6.11	6.00	2.18	2.08	11.29	7.22	11.29	7.22
10	Novisad	19.08	19.56	5.84	5.92	20.65	21.36	4.65	4.85	16.48	16.65	11.22	11.41	6.01	6.21	17.65	12.12	17.65	12.12
11	Porto	19.77	20.26	10.23	11.53	22.45	24.08	9.42	10.84	18.61	18.63	14.37	14.18	10.17	9.82	19.86	NULL	19.86	NULL
12	Sivas	20.32	20.51	2.35	2.20	22.78	22.76	0.43	0.14	14.42	14.51	8.00	8.08	1.65	1.73	16.18	10.87	16.18	10.87
13	SonnBlick	5.21	3.44	-4.04	-5.74	6.87	5.10	-4.36	-6.43	6.11	1.51	1.80	-1.93	-2.48	-5.30	-2.47	-4.72	-2.47	-4.72
14	Toulouse	18.53	19.36	7.73	8.37	20.68	21.60	6.45	7.10	17.85	17.75	12.79	12.76	7.78	7.83	20.52	15.96	20.52	15.96

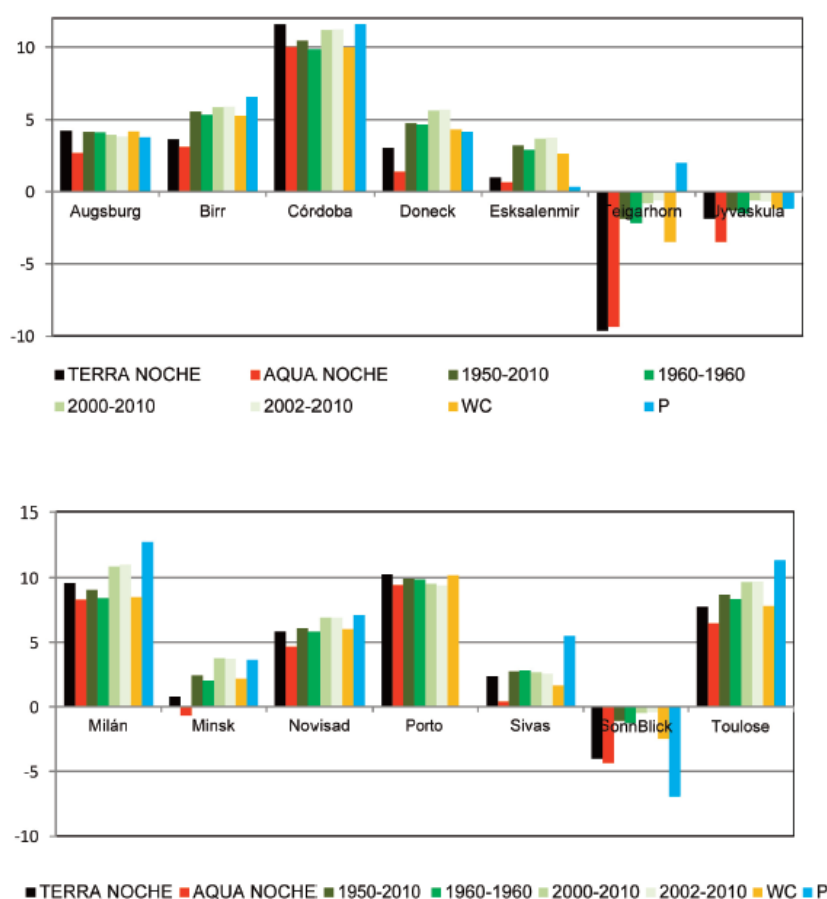


Figura 4.14 Datos de TMin para cada fuente de datos en cada estación de control (las fechas indican rangos de años de la información sacada de la base de datos ECA&D, WC son las temperaturas de WorldClim y P es el valor real puntual de la estación).

4.4.3. Análisis por climas LANMAP2 Level 1

4.4.3.1. Análisis de la temperatura máxima (TMax)

Como se observa en la Figura 4.15, los datos MODIS presentan las mayores diferencias positivas con respecto a WorldClim y ECA&D en los climas del sur de Europa, es decir, en el Mediterráneo, en el Estepario y en el turco-Anatolia, mientras que las diferencias negativas se dan en los climas Boreal y Alpino, es decir, en los más fríos. En el clima Atlántico y en el Continental, las diferencias son escasas. En lo que respecta a las diferencias entre la información suministradas por los dos satélites MODIS, se observa que Aqua recoge datos de temperatura máxima media superiores a Terra.

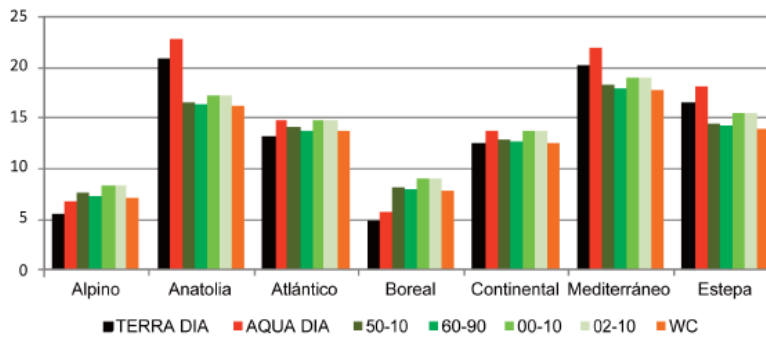


Figura 4.15 Datos de TMax por climas LANMAP2 y fuente de datos.

En cuanto a la comparación entre las bases de datos que utilizan información extraída de estaciones meteorológicas, señalar que WorldClim y ECA&D presentan una gran similitud, siendo los datos 1960-1990 muy semejantes entre sí (Tablas 4.4 y 4.5). Por último, señalar que los datos de ECA&D presentan temperaturas más altas cuanto más recientes son los rangos de años considerados.

Tabla 4.4: Tabla 4.4 Comparación temperatura máxima-media y mínima por regiones climáticas estimado según ECA&D

Clima/Periodo	ECAD-TMÁX				ECAD-TMEDIA				ECAD-TMIN			
	50-10	60-90	50-00	02-00	50-10	60-90	50-00	02-00	50-10	60-90	50-00	02-00
Alpino	7,52	7,3	8,22	8,26	3,55	3,31	4,19	4,24	-0,03	-0,29	0,76	0,81
Anatolia	16,39	16,21	17,12	17,09	10,24	10,16	10,69	10,68	4,44	4,48	4,52	4,53
Atlántico	13,95	13,66	14,69	14,74	9,89	9,62	10,6	10,61	5,89	5,62	6,55	6,53
Boreal	8,14	7,89	9,01	9,01	4,04	3,75	4,95	4,93	2,55	-0,3	1,01	0,97
Continental	12,81	12,55	13,67	13,65	8,18	7,91	8,99	8,96	3,85	3,65	4,6	4,56
Mediterráneo	18,14	17,9	18,87	18,83	12,89	12,64	13,6	13,6	7,75	7,48	8,42	8,46
Estepa	14,38	14,19	15,35	15,41	9,66	9,45	10,57	10,61	5,45	5,31	6,37	6,41

Tabla 4.5: Comparación temperaturas obtenidas (Día/Noche y Máxima, media y mínima) por regiones climáticas según las fuentes: MODIS y WorldClim.

Clima/ Fuente	MODIS						WORLDCLIM		
	TERRA DIA	TERRA NOCHE	AQUA DIA	AQUA NOCHE	TMAX	TMEDIA	TMIN		
Alpino	5,45	-1,63	6,62	-2,21	7,11	3,31	-0,45		
Anatolia	20,68	4,59	22,79	3,01	16,2	10,25	4,35		
Atlántico	13,12	4,79	14,65	3,97	13,59	9,57	5,6		
Boreal	4,75724	-1,2	5,72	-2,61	7,824	3,8	-0,168		
Continental	12,35	3,14	13,74	1,85	12,41	7,99	3,63		
Mediterráneo	20,02	8,01	21,9	6,9	17,73	12,71	7,73		
Estepa	16,386	4,19	18,03	2,71	13,86	9,53	5,24		

4.4.3.2. Análisis de la temperatura media (T_{Media})

El análisis de esta variable por climas muestra que existen grandes diferencias entre los datos que aporta MODIS con los del valor real y con los de las series de datos procedentes de estaciones meteorológicas (Figura 4.16 y Tablas 4.4 y 4.5), siendo en este caso los valores ofrecidos por Aqua siempre superiores a los de Terra.

Las mayores diferencias entre las series de WorldClim y ECA&D se reflejan en el clima Alpino y Boreal, observándose temperaturas más altas en las series del siglo XXI respecto a los datos más antiguos.

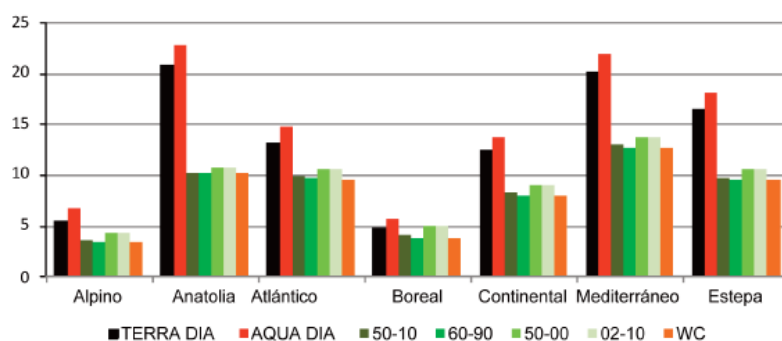


Figura 4.16 Datos de T_{Media} por climas LANMAP2 y fuente de datos.

4.4.3.3. Análisis de la temperatura mínima (T_{Min})

La Figura 4.17 (Tablas 4.4 y 4.5) muestra que existen escasas diferencias entre las fuentes de datos salvo en el caso del clima Boreal. En esta variable, MODIS Aqua es la fuente de datos que en todos los casos presenta datos más alejados de la tendencia común marcada por el resto. Su satélite gemelo, MODIS Terra, se ajusta bien con el resto de fuentes en todos los climas salvo Alpino y Boreal.

Los datos de ECA&D son para el mismo periodo siempre superiores a WorldClim y a los de MODIS salvo en el caso de los climas del Sur de Europa, donde se igualan.

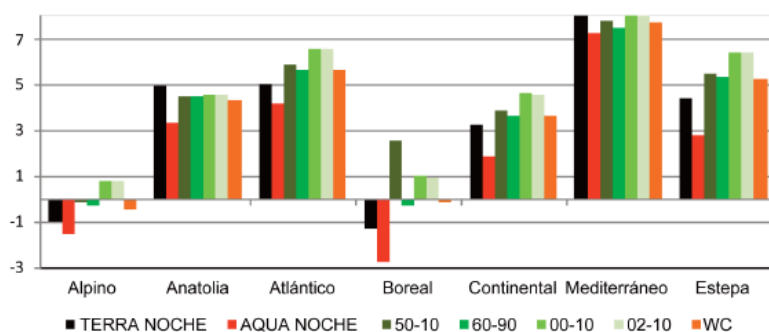


Figura 4.17 Datos de T_{Min} por climas LANMAP2 y fuente de datos.

4.5. Discusión

El análisis estadístico y las distintas escalas espaciales y temporales utilizadas en este trabajo muestran que en el territorio europeo no existen diferencias estadísticamente significativas entre ellas, mostrando un limitado rango de error entre ± 3 y ± 5 °C entre las tres bases de datos utilizadas para conocer la TMax, la TMedia y la TMin. Dichos resultados son coherentes con la veracidad científica de estas fuentes, ya que han sido creadas, testadas y puestas a disposición de la comunidad científica por parte de entidades de reconocido prestigio, constituyendo en la actualidad algunas de las series más frecuentemente utilizadas en el desarrollo de cualquier estudio de ciencias experimentales a este tipo de escalas medianas y pequeñas (Zaksek y Schroedter-Homscheidt, 2009).

Es necesario destacar que se han recogido dos variables distintas de temperatura: temperatura de superficie y temperatura del aire (2 m sobre el nivel del suelo) (Mildrexler et al., 2011). De esta forma, se comparan dos procedimientos de captura de datos y, además, distintas formas de procesar la información base. Se decidió incluir ambas variables dado que su libre disposición, facilidad de acceso y su contrastada calidad científica hace que hayan sido usados de manera masiva en diversos estudios de ciencias experimentales en los que disponer de un dato climático es necesario para proyectar un modelo. Es por ello por lo que se comparan datos espacialmente o temporalmente no coincidentes (Emamifar et al., 2013; Peón et al., 2014; Janatian et al., 2017). Sin embargo, es necesario señalar que queda fuera de este estudio todo proceso técnico de optimización y corrección de datos para la integración de ambas variables de temperatura.

Aunque las variables estén correlacionadas y las series de temperatura sean científicamente validas, conocer sus limitaciones y diferencias es vital, dado que, en el modelado de cualquier proceso ambiental, un pequeño error introduce un alto grado de incertidumbre en los resultados finales de estos análisis. Así, diferencias de un grado en la monitorización diaria de la temperatura para una periodicidad anual para, por ejemplo, estimar la posibilidad de presencia de una especie, la eclosión de un huevo, de riesgo de helada o de la estimación de consumo energético por aire acondicionado/calefacción, alcanzaría una variación de 365°C, lo que provocaría alteraciones importantes en el área afectada, en los días estimados, los costes de intervención, etc. calculados (Gray et al., 2009; Benito et al., 2011; Campbell-Lendrum et al., 2015).

La comparación de las bases WorldClim y ECA&D constata que existe una gran semejanza entre los datos de temperatura que proporcionan. Esta situación era esperada dado que ambas comparten en gran parte las mismas fuentes para la construcción de sus modelos.

Pese a ello, se comprueba en el análisis puntual que para las mismas estaciones de control el efecto de su diferente escala espacial (ECA&D 0,25°, WorldClim 0,05°) puede provocar diferencias de entre 0,3°C y 7°C. De igual forma, a escala de regiones climáticas se comprueba una mayor suavidad de los datos de WorldClim respecto a ECA&D. Esta circunstancia puede deberse a la mayor correlación espacial que existe en WorldClim con respecto a ECA&D, dado que dispone de una red inferior de estaciones de referencia que esta última para el desarrollo de su modelo como a su escala original de trabajo.

Las diferencias más grandes se comprueban en zonas abruptas y/o con una gran variabilidad térmica, siendo su concordancia muy pareja en las zonas más llanas (por ej. grandes llanos y mesetas europeas) y con climas térmicamente más homogéneos (latitudes medias). Asimismo, se constata una de las limitaciones propias de todos los

modelos basados a partir de puntos de referencia: la falta de una densidad de puntos para recoger toda la heterogeneidad existente de la temperatura en estas zonas ya sea por efecto del relieve en zonas montañosas, por la escasez de puntos (zonas desérticas o no pobladas) o la mayor variabilidad térmica de estos territorios. Esta limitación no logra ser superada por ECA&D, a pesar de que esta base de datos dispone de más de 20.000 puntos para la zona de estudio, dado que refleja las mismas debilidades que WorldClim (Hofstra et al., 2010; Deblauwe et al., 2016).

Junto a este problema, otros dos fenómenos que deben ser considerados de cara a tener en cuenta el uso de este tipo de bases de datos, son la autocorrelación y la falta de homogeneidad en la recogida de datos de las estaciones meteorológicas (Hofstra et al., 2009; Van den Besselaar et al., 2011; Estrada-Peña et al., 2014). De esta forma y a tenor de los resultados obtenidos, podemos considerar que, a la escala de trabajo utilizada, estos modelos son útiles en latitudes medias y climas templados en zonas con una alta densidad de puntos de validación.

Independientemente de las diferencias señaladas, todas las series temporales de datos ECA&D reflejan un gradiente positivo de la temperatura cuanto más reciente es la escala temporal de análisis, lo que está de acuerdo con el proceso de cambio climático vigente (van der Schrier et al., 2013). Los datos históricos de WorldClim solo recogen los datos de 1960-1990 lo que, teniendo en cuenta el incremento señalado, limita su utilidad.

De igual forma, su menor disponibilidad de puntos y su desigual distribución limita su uso respecto a la creciente funcionalidad de ECA&D para Europa, dada su actualización y progresiva densificación de más puntos de control. En todo caso, queda constatada la limitación intrínseca de todos los modelos basados en puntos señalada anteriormente de requerir un gran número de estaciones sobre el territorio distribuidas regularmente sobre este para obtener unos buenos resultados a escalas medias de trabajo, siendo la demanda de estaciones superior cuanto más variable sea el territorio o la dinámica de la temperatura. Esto es un problema logístico difícil de solucionar en muchos casos. Para hacerlo se requerirá de un complejo post-procesado estadístico inexacto (upscaling, downscaling...) para su ajuste a otras escalas. (Moreno y Hasenauer, 2016).

Centrándonos en los datos proporcionados por MODIS, los resultados muestran que éstos ajustan en un rango de 2°C para la fase diurna y 5°C para la fase nocturna, siendo el ajuste casi exacto en latitudes medias europeas. Así, muestra coincidencia en cuanto a las zonas de debilidad en el modelado con las bases de datos ECA&D y WorldClim, aunque se deben a motivos distintos. En este sentido, el equipo científico de MODIS reconoce limitaciones en las regiones próximas a los polos debido a la órbita polar de este satélite y en entornos climáticos extremos (fríos y cálidos) debido a su sensor (Wan, 2007).

A esto hay que añadir otros problemas como la presencia de nubes no detectadas (Westermann et al., 2011) y la presencia de superficies heterogéneas dentro del pixel (Klene et al., 2011). Dichas limitaciones están siendo investigadas y mejoradas de forma continua por parte del citado equipo mediante la aplicación de nuevos algoritmos.

Los resultados obtenidos señalan que MODIS no es una fuente válida en el territorio europeo para utilizarlo como dato de TMedia del aire, dado que presenta importantes diferencias respecto de estos, ya que temporalmente MODIS recoge 4 datos puntuales a lo largo del día de la temperatura de superficie de forma que es difícil que estos datos puedan ajustar con el valor promedio recogido por las estaciones meteorológicas a lo

largo de un día. Además, como ha sido resaltado previamente, el dato de temperatura que recoge es diferente al de la temperatura del aire.

Del análisis de los datos se observa que el uso de valores medios tanto de la TMax como de la TMin parece justificar el mejor ajuste de Terra con respecto al de Aqua. En este sentido, la hora de paso de MODIS por el territorio europeo es fundamental para explicar estas diferencias. Así, tal y como se señala en Alonso-Carné, García-Martín, Estrada-Peña. (2013), el desajuste entre Terra y Aqua en la hora de sus capturas provoca la variabilidad en los resultados respecto de los de temperatura del aire dada sus diferencias cualitativas y temporales (esta no se tiene porque ajustar a la dinámica de los distintos climas presentes en el territorio europeo). De esta manera, aun suponiendo un algoritmo perfectamente calibrado para obtener la temperatura de superficie de forma exacta con las imágenes MODIS, recoger al mismo tiempo el dato de temperatura Máxima a las 10.30 h (Terra) o 13.30 (Aqua) en una zona Boreal o en una Estepa Mediterránea implica una aproximación a la realidad de estos climas que debe valorarse de cara a su uso en el estudio de cualquier proceso ambiental, inclusive para con correlación con la temperatura del aire. Aun así, hay que reseñar que los mejores ajustes con MODIS se consiguen para TMax y TMin con Terra, con la única excepción de la las zonas con clima Alpino y el territorio de Islandia). En el caso de Aqua, la TMax es la variable que más variabilidad recoge sobrepasando el rango real con mayor amplitud. En el caso de TMin recoge el rango térmico con valores más bajos. En ambos casos su método de captura parece justificar dichos resultados y variabilidad.

De esta manera, los datos de temperatura de superficie ofrecidos por MODIS, especialmente Terra, ofrecen una concordancia respecto a la temperatura del aire máxima y mínima semejante a las propias series ECA&D y WorldClim que recogen este dato.

La distinta resolución espacial entre las series hizo necesario homogeneizar los datos hasta la mayor escala de estas (0,25°-0,05). Es importante destacar por tanto de cara a su utilidad que MODIS ofrece de datos científicamente validados con una resolución 5 veces mayor (Wan, 2004; Wan et al., 2008) a los mapas desarrollados a partir de las estaciones meteorológicas abarcando gracias a ello un rango espacial que estos modelos no pueden igualar a escala global. Así, tal y como indica Neteler (2010) ofrece un dato que, cuanto menos, sirve para modelar la variable temperatura en zonas con escasez de estaciones o distribución irregular.

Por último, señalar la posibilidad que ofrece MODIS de disponer de cuatro medidas diarias de temperatura de superficie, abriendo la posibilidad de disponer de unos datos intradiarios que amplían las posibilidades de análisis con respecto de los datos diarios estandarizados de ECA&D, pudiendo a su vez correlacionar ambas variables térmicas al menos respecto a TMax y TMin. Esta posibilidad se vería aún más ampliada en caso de utilizarse alguno de sus productos a escalas de trabajo espaciales mayores (por ejemplo, 1 km²). En este contexto, los productos MODIS de temperatura de superficie presentan un mayor abanico de posibilidades para su utilización en el estudio de procesos ambientales a escalas medias y grandes con un alto grado de exactitud que las bases de datos WorldClim y ECA&D (Van Doninck et al., 2014).

4.6. Conclusión

Entidades como NASA, la Unión Europea, ONU y universidades de todo el mundo están obteniendo de forma continua una gran cantidad de datos de distintas variables de interés que se publican de manera gratuita mediante la utilización de bases de datos OpenSource. Este fenómeno, junto al avance de la tecnología que permite explotarlos (principalmente herramientas estadísticas y SIG) ha facilitado y multiplicado la realización de estudios científicos de distinta índole. Sin embargo, la facilidad para la accesibilidad a los datos no debe hacer olvidar que la correcta selección de las fuentes de datos a utilizar en relación con los objetivos e hipótesis planteadas es un proceso básico para el correcto desarrollo de un trabajo científico.

En este trabajo se ha analizado la variable temperatura desde una índole climática como variable recurrente para el análisis de innumerables procesos socio-ambientales recurriendo para ello a series validadas y de uso científico habitual de dos variables térmicas diferentes que capturan y procesan sus datos en dos procesos totalmente distintos.

Se ha comprobado la homogeneidad y veracidad científica del dato temperatura como valor climático (entendido como valor promedio del conjunto de la serie) en todas estas series pese a la diferencia temporal y cualitativa entre ellas.

Se destaca con ello la figura del usuario experto, que debe seguir acercándose a ellas con el conocimiento de sus limitaciones para generar, tratar o utilizar estos datos con coherencia y de acuerdo con el uso óptimo requerido en cada ocasión para poder obtener el resultado veraz.

Junto a ello, se constatan las diferencias cualitativas y temporales entre las variables como ya se han descrito a lo largo de todo el estudio que deben ser tenidas en cuenta al analizar las mismas. Así, se ha constatado que a nivel europeo y considerando una escala de trabajo media ($0,25^\circ$), la base de datos de temperatura ECA&D, gracias a su mayor número de estaciones y continuidad en el tiempo, mejora en prestaciones a WorldClim. La principal debilidad de esta base de datos reside en las zonas con un clima frío extremo (Islandia y zona de los Alpes), así como su escala espacial. WorldClim quedaría limitado para usos más generalistas dentro de su período de datos (1960-1990).

Respecto a esta última, hay que señalar que en la actualidad se está creando una nueva versión, la 2.0, que ofrecerá datos para el periodo 1970-2000.

En cuanto a la información de temperatura aportada por MODIS en el área de estudio, se constata que ofrecen un buen ajuste entre ambas variables para TMax y TMin principalmente a través de Terra, no siendo óptima su utilización para la TMedia del aire al ser variables cualitativamente distintas cuyo método de captura impiden estimar adecuadamente su resultado. De esta forma, MODIS y el resto de fuentes procedentes de la teledetección, gracias a su gran variabilidad temporal y espacial, se perfilan como una buena fuente de datos para TMax y TMin en caso de necesidad de escalas mayores que, en estos momentos, ECA&D y WorldClim no ofrecen (Wan, 2007; Neteler y Metz., 2014).

Por último, hay que destacar los avances que se están haciendo en la integración de las variables temperatura del aire y temperatura de superficie para un óptimo filtrado y calibrado de modelos térmicos-climáticos (Sterwart et al., 2016). No obstante, es necesario señalar que MODIS presenta incertidumbres en zonas de condiciones extremas

y latitudes entorno al Círculo Polar que hay que tener en cuenta. De esta manera, se debe proseguir con el esfuerzo de conseguir algoritmos o sensores más precisos que minimicen los errores de estimación observados.

CAPÍTULO 5.

EVALUACIÓN DE LA CORRELACIÓN ENTRE LAS VARIABLES DÉFICIT DE SATURACIÓN, HUMEDAD RELATIVA, PRECIPITACIÓN Y NDVI OBTENIDA, MEDIANTE MODIS, EN DISTINTAS REGIONES EUROPEAS: IMPLICACIONES PARA LA EVALUACIÓN DEL HÁBITAT DE GARRAPATAS.

Publicado como:

Alonso-Carné, J., García-Martín, A., Estrada-Peña, A. (2015). Assessing the statistical relationships among water-derived climate variables, rainfall, and remotely sensed features of vegetation: implications for evaluating the habitat of ticks. *Experimental and Applied Acarology*, 65(1), 107-124. <https://doi.org/10.1007/s10493-014-9849-0>.

ASSESSING THE STATISTICAL RELATIONSHIPS AMONG WATER DERIVED CLIMATE VARIABLES, RAINFALL, AND REMOTELY SENSED FEATURES OF VEGETATION: IMPLICATIONS FOR EVALUATING THE HABITAT OF TICKS

J. Alonso-Carne' • A. García-Martín • A. Estrada-Peña

Abstract Ticks are sensitive to changes in relative humidity and saturation deficit at the microclimate scale. Trends and changes in rainfall are commonly used as descriptors of field observations of tick populations, to capture the climate niche of ticks or to predict the climate suitability for ticks under future climate scenarios. We evaluated daily and monthly relationships between rainfall, relative humidity and saturation deficit over different ecosystems in Europe using daily climate values from 177 stations over a period of 10 years.

We demonstrate that rainfall is poorly correlated with both relative humidity and saturation deficit in any of the ecological domains studied. We conclude that the amount of rainfall recorded in 1 day does not correlate with the values of humidity or saturation deficit recorded 24 h later: rainfall is not an adequate surrogate for evaluating the physiological processes of ticks at regional scales. We compared the Normalized Difference Vegetation Index (NDVI), a descriptor of photosynthetic activity, at a spatial resolution of 0,05°, with monthly averages of relative humidity and saturation deficit and also determined a lack of significant correlation. With the limitations of spatial scale and habitat coverage of this study, we suggest that the rainfall or NDVI cannot replace relative humidity or saturation deficit as descriptors of tick processes.

Keywords: Rainfall _ Saturation deficit _ Relative humidity _ NDVI _ Ticks

5.1 Introduction

Ticks are adapted to a wide range of climate conditions that drive their life cycles (Sonenshine and Mather, 1994). Many studies have correlated the effects of environmental variables with the life cycles of several species of ticks (Lees and Milne, 1951; Gray, 1982, 1991; Petney et al., 1987; Pegram and Banda, 1990; Daniels et al., 1996; Lindsay et al., 1999; Perret et al., 2000, 2003; Randolph, 2002b; Randolph et al., 2002; Estrada-Peña et al., 2004b; Ogden et al., 2008), which demonstrates that their life cycles are regulated by the weather and the host availability. Ticks are sensitive to changes in temperature, which is the main factor regulating the development rates (i.e., Gray, 1982). Every moulting stage as well as egg development occurs under a species-specific range of temperatures; the temperature history is thus partly responsible for the natural phenological patterns of ticks (Randolph, 2002b). Temperature and the photoperiod are together responsible for the seasonality of the questing stages of ticks (Belozerov, 1982).

The mortality rates of ticks are driven in part by the water content of the air. While questing or wandering for a host, exophilic ticks (i.e., those not living inside a burrow) may lose water (Lees, 1946), which they normally regain by descending at intervals to the litter zone (Lees and Milne, 1951) where the ticks actively reabsorb water vapor from the atmosphere (Rudolph and Knülle, 1974; Kahl and Alidousti, 1997). Once a tick is

hydrated, it is able to begin ascending the vegetation. Ticks vary in their ability to retain or gain water (Kahl and Knülle, 1988): there is variability among tick species in the management of their water balance. Extrinsically, tick water balance is affected by the saturation deficit of water in the air (SD), which affects water loss, and by the relative humidity (RH), which affects the potential to gain water by active water vapor uptake. Intrinsically, tick water balance is affected by the capability of ticks to find places with favorable microclimates, especially if the weather is warm and dry (Kahl and Alidousti, 1997). The energy reserves of the tick and its ability to maintain an acceptable level of body water are the primary factors that regulate the short-term questing behavior of ticks. Some exophilic ticks actively search for a host wandering over the ground; therefore, air water contents have a critical impact in their ability to survive.

A surge in interest in ticks and tick-borne pathogens has been inspired by recent claims about the impact of the forecasted climate change on the spatial distribution of ticks and their associated pathogens (Brownstein et al., 2005; Ostfeld et al., 2005; Diuk-Wasser et al., 2006; Ogden et al., 2008; Jaenson et al., 2009). However, progress in this field has been limited by the insufficient knowledge about the nature of many tick-pathogen associations (Franke et al., 2013), which are regulated not only by climate but also by the local host communities (Randolph, 2009), which may in turn be regulated by indirect meteorological effects. There has been an effort to understand how weather shapes the potential activity, development and mortality of ticks. Rainfall is often considered to be an important marker for the developmental rates, activity rates and mortality rates of ticks, and thus is claimed to explain the observed phenology in field studies, or large distribution patterns (i.e., Barandika et al., 2006; Leschnik et al., 2008; Bursali et al., 2011). This is partly because the wide availability of rainfall data, e.g., the WorldClim (Hijmans et al., 2005) or ECA&D datasets (Haylock et al., 2008), which are routinely applied to link weather features with empirical data on ticks. Rainfall may be an important characteristic of the general climate over a continental or regional scale, but there is some evidence that it is not, in fact, a significant driver of the tick's life cycle (Perret et al., 2003, 2004).

On the other hand, in recent years, remotely sensed information has been increasingly used to detect the habitats of ticks (i.e., Randolph 1993; Kitron and Kazmierczak 1997; Estrada-Peña 1999). These data are radiometric measurements of the ground surface or the canopy, recorded on board Earth-orbiting satellites (Perry et al., 1991). Due to the lack of medium-resolution data products related to air water content, the Normalized Difference Vegetation Index (NDVI) has been proposed as a proxy for the habitat of ticks (Estrada-Peña 1999; Randolph 2000; Cumming 2002) because it is the most consistently significant variable, other than temperature, at predicting tick habitat distribution. However, this index seems to be less useful in the prediction of the seasonal abundance of certain species, such as *I. ricinus* (Bisanzio et al., 2008). NDVI is known to respond to changes in temperature, canopy structure, soil type and water availability (Ichii et al., 2002), but its suitability in estimating the water content of the air over large areas that affect tick biology has not been assessed. Giving the recent popularity of the use of rainfall and/or NDVI in the tracking of the distribution of ticks, it is important to ascertain whether these products reliably estimate the air water content.

This study aims to assess how the changes in rainfall (R), RH and SD are correlated, with an interest to demonstrate whether changes in R are adequately paralleled by changes in RH and SD from point data of the recording stations. This study does not include data of ticks, but is a strict comparison of meteorological point data commonly invoked to

explain the ecology of ticks. Therefore, this study is an attempt to cover some gaps commonly reported when the weather is correlated with field data on tick activity patterns or distribution, and to issue caveats about the formal relationships of the variables measuring the water content of the air at different scales. For this analysis, we analyzed daily data for the period 2000–2010 from a validated network of climate recording stations and satellite images over large regions of the western Palearctic. We explicitly seek to demonstrate whether R is an adequate substitute of RH/SD, and if NDVI is adequate to monitor the seasonality and variability of either RH or SD.

5.2 Materials and methods

5.2.1 Study area

We focused on three regions representative of the variety of European climates and landscapes for which climate and remotely sensed data are available and validated. These areas are (1) an Atlantic-type region, which extends from 2–7_E to 49–53_N (hereinafter “Atlantic”), (2) a Hemiboreal-type area, extending from 4–20_E to 54–59_N (“Scandinavian”) and (3) a Mediterranean-type region, which extends approximately from 9–15_E to 40–44_N (“Mediterranean”). A total of 179 points at which climate data exist were selected for these regions. The name of these regions is not a formal description of the dominating climate. Figure 5.1 shows a map of the western Palearctic displaying the climate recording stations within the three target regions.

Point stations were labelled according to these regions and according to standard classifications of the climate and the landscape. The purpose of this further classification of the point stations was to establish the variability of correlations among weather variables at different levels of aggregation. Climate types were identified based on the LANMAP2 standard classification (Mücher et al., 2010) at a resolution of 10 km. As a result, the stations of the Atlantic area were divided into the Atlantic North and Atlantic Central, those in Scandinavian area into the Boreal and Nemoral and finally, those in the Mediterranean area, the most climatically diverse, were sub-classified into the Alpine North, the Mediterranean Mountains, the Mediterranean North and the Mediterranean South.

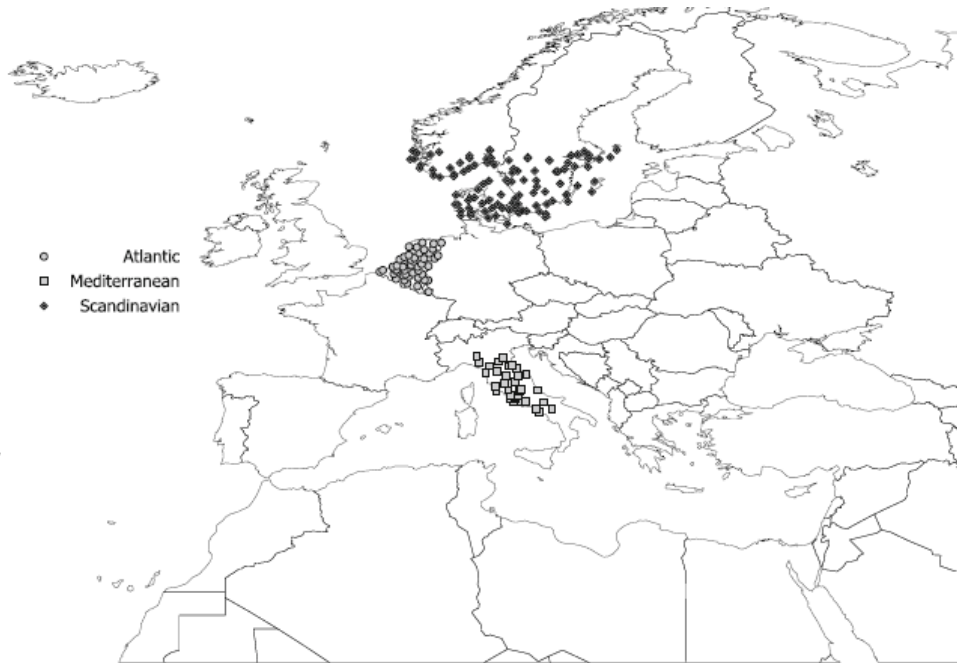


Figure 5.1 The climate recording stations in the three geographical domains (Atlantic, Scandinavian, Mediterranean) used in this study to cluster the climate records and evaluate the relationships between rainfall, saturation deficit, relative humidity and Normalized Difference Vegetation Index. Each point indicates a climate recording station

Landscape classification was obtained from the same source. Accordingly, the following eight categories were considered in the three areas: arable land, artificial surfaces, forest, heterogeneous agricultural areas, open spaces with little or no vegetation cover, pastures, permanent crops and shrubs and herbaceous vegetation.

Original rainfall and temperature data and derived air water content indices Original climate data for R and temperature (T) available over the study area were used.

These data were recorded at ground stations and reflect conditions at 2 m above ground level. This is obviously a simplification of the weather conditions as is perceived by ticks, which are responsive at the microclimate scale, but not better approach is available to investigate the combined relationships of the weather variables. These data were obtained for the period 2000–2010 from the European Climate Assessment and Dataset (ECA&D), which provides daily quality-controlled climate data (available at <http://eca.knmi.nl/>). The complete ECA&D dataset contains 26,141 observations from 4,824 meteorological stations throughout Europe and North Africa. A total of 45 climate stations were selected for the Atlantic area, 102 for the Scandinavian area and 32 for the Mediterranean area.

We used the daily values of R, T and TD (dew point) to calculate the RH and SD individually for each climate station for the entirety of the time period, as follows:

$$SD = \left(1 - \frac{RH}{100}\right) 4.9463 e^{0.0621 T} \quad RH = 100 \left(\frac{112 - 0.1T + TD}{112 + 0.9T} \right)^8$$

where RH is the relative humidity (%), T is the temperature and TD is the dew point (°C) and SD is the saturation deficit (mm).

The values obtained were later aggregated and averaged over periods of 16 days to allow regression with NDVI values. Each 16-day period has an identical period for which there are NDVI values. Data on R, SD and RH were aggregated according to geographical region, to the standard classification of the European climate, and along the standard categories of land use mentioned above. The aggregation of the data is intended to analyze the statistical regressions within standard categories because we anticipate it to be highly improbable that the same effect would act similarly over all climate stations.

NDVI data

We used NDVI data recorded by the MODIS series of satellites. The MOD13C1 and MYD13C1 (version 5) datasets of the MODIS series were downloaded for the period spanning the years 2000–2010 (https://lpdaac.usgs.gov/products/modis_products_table).

The data include NDVI measurements from both the Terra and Aqua satellites (only after the year 2002 for the Aqua series). Each satellite traced a unique orbital path over the study region, which resulted in slightly divergent estimates of daily-averaged NDVI as they apply to ecological processes. The spatial resolution of the dataset is 0,05°. Version 5 MODIS Terra and Aqua products are Validated Stage 2, meaning that accuracy has been assessed over a wide-ranging set of locations and various time periods using several ground-truth and validation techniques. Images were cropped according to the study region's geographic area, and NDVI measurements were converted to a physical scale ranging from -1 to 1. Quality flags were addressed by removing pixels that were identified by MODIS as having bad pixel reliability due to clouds, snow, or null or nonvalid measurements and that could potentially affect the values of NDVI. For every 16-day interval in the years from 2000 to 2010, NDVI values were only accepted when the internal validation protocol of the MODIS team determined that pixels were free of clouds, ice, liquid water, or other errors. Since we sought to produce a general overview of the patterns among the variables, it is necessary to warn about the possible influence of the spatial resolution of the NDVI data and their regressions against variables recorded at a “point”.

Data processing

We investigated whether daily values of R correlated with the values of SD and RH, and if values of R for contiguous 16-day periods correlate with changes in the values of NDVI.

For the latter aim, NDVI values were extracted to the locations of each climate station using standard GIS tools (GRASS V.6.4, <http://grass.osgeo.org>). Regressions were performed using JMP V.10 (<http://www.jmp.com>), then corrected to monthly slices of the period 2000–2010 to allow easy comparison. Although regressions were summarized for geographical regions, climate types and groups of land-use coverage, analyses were always performed individually with the data of the stations and the pixel data of NDVI images spatially overlapping the climate stations.

We were also interested in evaluating the effects of the rainfall 1 day before of the measurements of SD and RH, according to the different spatial disaggregation. This is important because changes in rainfall may affect measurements of water content in the air a few hours after the rainfall event. Therefore, daily values of R at every station for the complete 10-year period were used to calculate the ratio of change in either SD or RH 1 day after the rainfall event at the same locations. Because we wanted to detect the rate of change of the water content of the air as a function of R, only data with R[0 on the preceding day were used. These data were then summarized according to three geographical regions, the types of climate and the land-use coverage, as before. Regressions were performed in the same ways as stated before. All results are presented at monthly resolution to provide a coherent background for the information.

5.3 Results

5.3.1 Relationships between R and SD–RH

Daily amounts of R are not significantly correlated with values of SD or RH for any of the geographical regions. Tables 5.1 and 5.2 show R^2 and p values for the regressions of daily values of R and SD, and R and RH, respectively, grouped by geographical region, type of climate and type of land cover. Figure 5.2 shows the seasonal variations in the average monthly values of R, RH, and SD along the geographical clustering. The phenology of these indexes has a similar pattern in each region, with R and RH decreasing in summer months and SD increasing. As expected, the phenology of SD was more accentuated in the Mediterranean region. While monthly averaged values (which are a coarse view of the seasonality) were suggestive of a clear seasonal pattern, the low R^2 values (not higher than 0,03) for daily intervals indicate poor relationships among these variables on shorter timescales. A similar seasonal pattern emerged when the monthly variations of R, RH and SD were clustered according to standard classifications of climate (Fig. 5.3) or types of land cover (Fig. 5.4). There is always an increase in SD and a decrease in RH in summer; these may or may not be paralleled by changes in R. The phenology varies with the type of climate (larger variability at Mediterranean sites) and the vegetal land cover (larger variability in open spaces, over artificial surfaces, or around crops). However, a significant correlation between the daily values R and values of SD/RH was not found (see Tables 5.1, 5.2). These results suggest that while there is an evident seasonal pattern in the relationships between R, SD and RH, such a pattern is not coherent at the point (station) level, and variations in R cannot be correlated with changes in RH or SD at any level of spatial clustering (geographical, climate, land use).

5.3.2 Relationships between NDVI and RH-SD

Figure 5.2 shows the relationships between averaged monthly values of NDVI and rainfall, clustered along the three geographical regions. NDVI has a summertime maximum in the Scandinavian and Atlantic regions, which is a consequence of better conditions for vegetal performance during May–September. NDVI reaches a maximum

in April–May in the Mediterranean region. This phenological pattern of the vegetation could be loosely correlated with the seasonality of R, RH and SD. The phenology of the values of NDVI also follows a predictable pattern if data were clustered according to climate (Fig. 5.3) or of land cover (Fig. 5.4), with higher or lower values being recorded differently within categories of vigorous or stressed vegetation or in places where large or small rainfall events contribute to better or poorer performance of the plants.

Table 5.1 Regressions calculated between the daily observations of saturation deficit (SD) and rainfall

Zone	Fit line	R ²	Observations	F Ratio	Prob > F
Atlantic	SD = 2.69 – 0.06*R	0.008	6,577	50.9	<0.0001*
Scandinavian	SD = 2.41 – 0.06*R	0.007	9,595	69.5	<0.0001*
Mediterranean	SD = 4.34 – 0.27*R	0.035	6,039	221.6	<0.0001*
Alpine North	SD = 3.09 – 0.13*R	0.041	75	3.1	0.081
Atlantic Central	SD = 2.75 – 0.06*R	0.009	4,779	41.3	<0.0001*
Atlantic North	SD = 2.48 – 0.08*R	0.010	2,750	27.9	<0.0001*
Boreal	SD = 2.60 – 0.09*R	0.012	642	7.8	0.005*
Continental	SD = 2.41 – 0.05*R	0.004	3,799	16.7	<0.0001*
Mediterranean Mountains	SD = 3.32 – 0.15*R	0.017	1,242	21.8	<0.0001*
Mediterranean North	SD = 4.57 – 0.30*R	0.042	4,047	175.2	<0.0001*
Mediterranean South	SD = 5.04 – 0.43*R	0.059	731	46.0	<0.0001*
Nemoral	SD = 2.39 – 0.05*R	0.007	4,050	30.3	<0.0001*
Arable land	SD = 3.01 – 0.12*R	0.015	10,711	161.2	<0.0001*
Artificial surfaces	SD = 3.40 – 0.14*R	0.019	4,612	87.2	<0.0001*
Forest	SD = 2.65 – 0.08*R	0.012	2,983	37.4	<0.0001*
Agricultural areas	SD = 2.94 – 0.10*R	0.009	1,972	18.8	<0.0001*
Open spaces with little or no veg	SD = 3.12 – 0.17*R	0.112	15	1.6	0.22
Pastures	SD = 2.59 – 0.06*R	0.009	1,102	9.8	0.002*
Permanent crops	SD = 5.38 – 0.36*R	0.056	223	13.1	0.0004*
Shrubs and herbaceous vegetation	SD = 2.62 – 0.11*R	0.015	496	7.6	0.0060*

Highly significant *p* values are marked with an asterisk

(R) clustered according to the three geographical domains, the nine categories of climate and the eight categories of land cover

Table 5.3 and 5.4 show the regression indexes of the values of NDVI correlated with SD or RH, respectively. Although short-term correlations between SD and NDVI are higher than those observed between SD and R, there is not a general pattern among the NDVI, RH, R and SD, and there was only an indirect association linked to the general climate conditions, in places with permanent vegetation. The *p*-values were very high for these correlations, indicating the effects of additional variables that were not investigated on the seasonal variability of SD, RH and NDVI. In conclusion, there is not a direct relationship between the values of NDVI and the SD or RH at the 16-day timescale.

5.3.3 Relationships between R and SD–RH with a 1-day lag

Figure 5.5 shows the seasonality of the values of SD and RH compared to the amount of rainfall recorded the previous day, clustered according to the geographical regions. The figure displays data for liquid precipitation only: it excludes snow. Therefore, values of R look higher for each rainfall event in the Mediterranean region than would be intuitively expected, compared with values of R in the Atlantic and Scandinavian regions. Rainfalls in the Mediterranean region are mainly short-duration storms that produce large amounts of water in short time intervals.

The seasonality of R in the Atlantic and Scandinavian regions showed a relatively constant supply of water throughout the year, with a few seasonal peaks in summer and autumn. In the Mediterranean region, seasonal rain was concentrated in spring and autumn.

Table 5.2 Regressions calculated between the daily observations of relative humidity (RH) and rainfall (R) clustered according to the three geographical domains, the nine categories of climate and the eight categories of land cover

Zone	Fit line	R ²	Observations	F Ratio	Prob > F
Atlantic	$RH = 76.07 + 0.45 \cdot R$	0.012	6,577	78.8	<0.0001*
Scandinavian	$RH = 76.98 + 0.49 \cdot R$	0.015	9,595	142.0	<0.0001*
Mediterranean	$RH = 72.03 + 0.99 \cdot R$	0.039	6,039	241.9	<0.0001*
Alpine North	$RH = 73.30 + 0.82 \cdot R$	0.048	75	3.7	0.058
Atlantic Central	$RH = 75.97 + 0.39 \cdot R$	0.010	4,779	50.5	<0.0001*
Atlantic North	$RH = 76.60 + 0.68 \cdot R$	0.020	2,750	56.0	<0.0001*
Boreal	$RH = 75.66 + 0.93 \cdot R$	0.039	642	25.7	<0.0001*
Continental	$RH = 77.0 + 0.45 \cdot R$	0.011	3,799	40.9	<0.0001*
Mediterranean Mountains	$RH = 74.71 + 0.60 \cdot R$	0.019	1,242	23.5	<0.0001*
Mediterranean North	$RH = 71.46 + 1.08 \cdot R$	0.045	4,047	190.8	<0.0001*
Mediterranean South	$RH = 69.91 + 1.61 \cdot R$	0.064	731	49.7	<0.0001*
Nemoral	$RH = 77.07 + 0.45 \cdot R$	0.015	4,050	61.0	<0.0001*
Arable land	$RH = 75.40 + 0.64 \cdot R$	0.020	10,711	213.5	<0.0001*
Artificial surfaces	$RH = 74.52 + 0.65 \cdot R$	0.022	4,612	104.2	<0.0001*
Forest	$RH = 76.18 + 0.54 \cdot R$	0.019	2,983	59.2	<0.0001*
Agricultural areas	$RH = 75.46 + 0.59 \cdot R$	0.015	1,972	30.7	<0.0001*
Open spaces with little or no veg	$RH = 68.35 + 1.21 \cdot R$	0.122	15	1.8	0.20
Pastures	$RH = 76.47 + 0.51 \cdot R$	0.016	1,102	18.4	<0.0001*
Permanent crops	$RH = 70.02 + 1.03 \cdot R$	0.044	223	10.3	0.001*
Shrubs and herbaceous vegetation	$RH = 75.87 + 0.86 \cdot R$	0.027	496	13.6	0.0002*

Highly significant *p* values are marked with an asterisk

Though the rainfall patterns are similar, the RH is higher in the Atlantic region than in the Scandinavian region, and the summer increase in SD is greater in the Scandinavian region than in the Atlantic region. A clear pattern in the relationship between R and SD or RH was not observed when data are aggregated according to the types of climate (Fig. 5.6) or the types of vegetal land cover (Fig. 5.7). Table 5.5 shows the statistical values of regressions between these variables, clustered according to the groups of categories (geographical, climate or vegetal land cover). The R² values are near zero for every level of clustering, suggesting either a lack of correlation between SD/RH and the rainfall recorded the previous day or the involvement of several other variables that modulate these relationships at a local level. It is concluded that the values of SD or RH cannot be

derived from the values of rainfall recorded the previous day within any spatial, climatological or vegetal clustering used in this study.

5.4 Discussion

This paper investigated the validity of using estimates of R as a marker for the events of the life cycle of ticks. This is a commonly used alternative to the use of RH or SD, which are acknowledged, together with the temperature and the photoperiod, as the ecological drivers of the activity rates and mortality, respectively, of the species of ticks that have been studied (i.e., Kahl and Alidousti, 1997; Perret et al., 2003, 2004). We used a large number of ground stations in the western Palearctic to validate daily R, SD and RH data, distributed along different geographical, ecological and land-use gradients, to provide the framework to check the methodological gaps derived from this approach. Recent research on the ecology of ticks tends to use rainfall data to estimate the effect of climate on the distribution of ticks or to correlate phenological patterns of rainfall with empirical data on field activity or mortality rates (i.e., Barandika et al., 2006; Leschnik et al., 2008; Bursali et al., 2011). This simplification may be at least partially due the difficulty of finding adequate large-scale data products with a coherent record of either RH or SD, whereas large-scale interpolations for rainfall exist at many resolutions (i.e., Hijmans et al., 2005) (Table 5.6).

Using *I. ricinus* as a model, it has been reported that the questing duration of nymphs is inversely related to the water SD, whereas the duration of quiescence is not (Perret et al., 2003). When environmental conditions are less desiccating, ticks will quest for longer periods. Abrupt declines in the proportion of questing ticks have been shown to coincide with abrupt increases in SD at field sites in Switzerland (Perret et al., 2000), the United Kingdom (Randolph et al., 2002) and Spain (Estrada-Peña et al., 2004b). It is quite possible that other tick species exhibit similar behavior. It is important to note that RH has a critical effect on the ability of ticks to absorb water. There is a critical equilibrium humidity above which ticks can actively absorb water and maintain their water balance (Knülle and Wharton 1964) and survive for long time periods irrespective of the SD. Below this threshold of RH, ticks cannot actively absorb water. Therefore, under conditions of low RH, ticks cannot rehydrate even if the SD is low. However, under conditions of high RH (e.g., >85 % in *I. ricinus*), ticks can actively absorb water from the air, and the SD may have a lesser role in the regulation of questing.

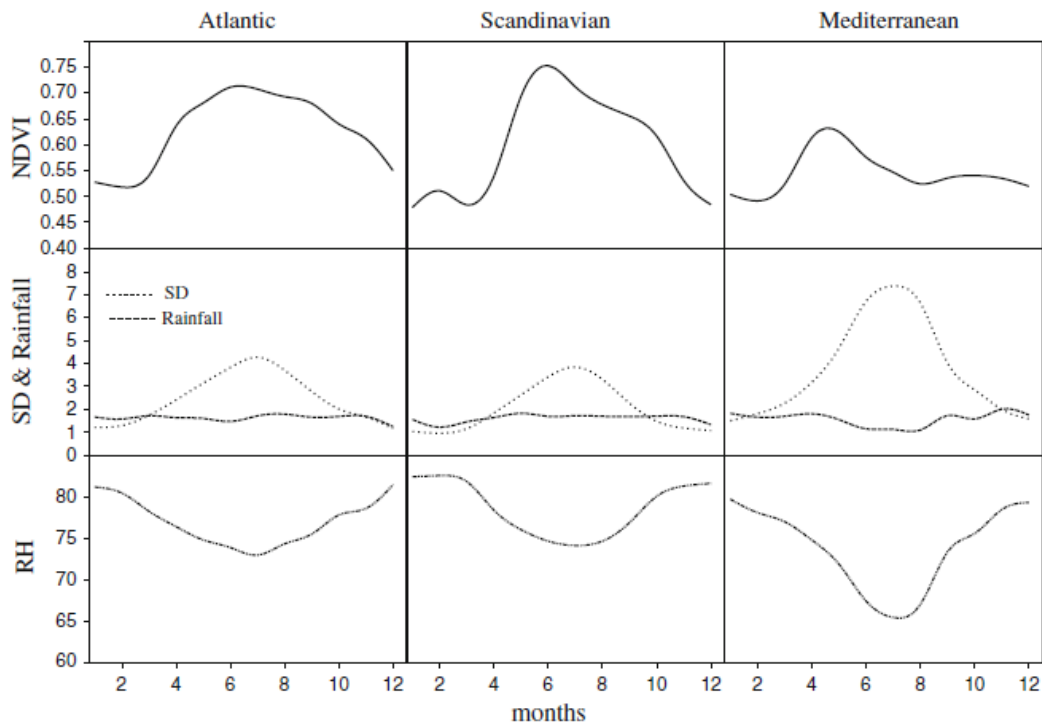


Figure 5.2 Seasonal variation of the values of the NDVI, SD, R, and RH recorded by the network of climate stations displayed in Fig. 5.1 and clustered according to the three geographical domains used in this study (Atlantic, Scandinavian, Mediterranean). Values of NDVI range from -1 to 1 and are unitless. Values of SD and rainfall are in mm, and those of RH are in %

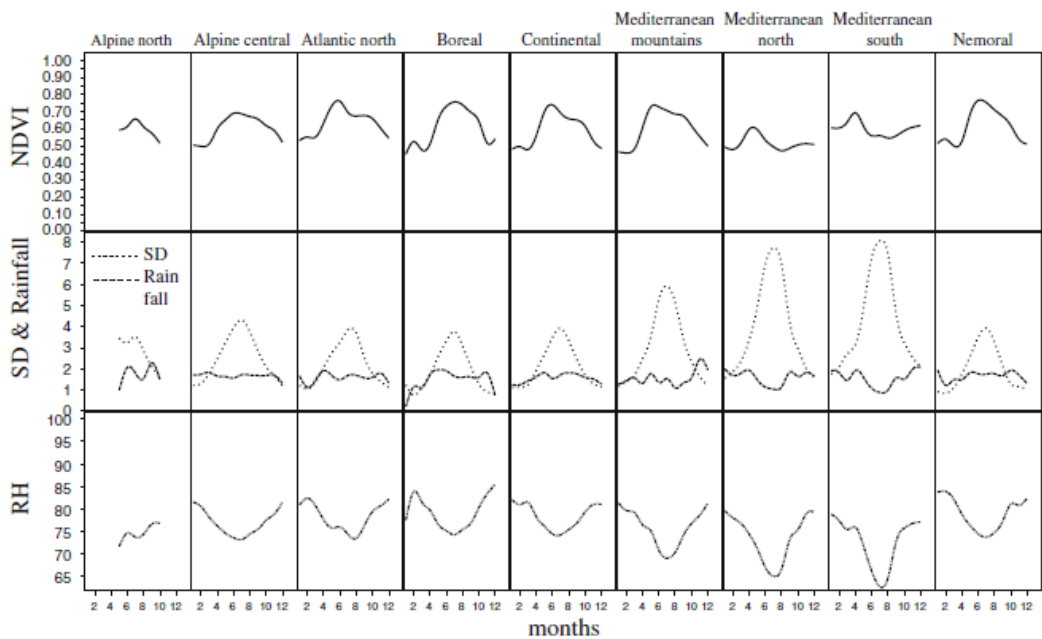


Figure 5.3 Seasonal variation of the values of the NDVI, SD, R, and RH, recorded by the network of climate stations displayed in Fig. 5.1 and clustered according to the nine standard categories of climate used in this study (Atlantic, Scandinavian, Mediterranean). Values of NDVI range from -1 to 1 and are unitless. Values of SD and rainfall are in mm, and those of RH are in %

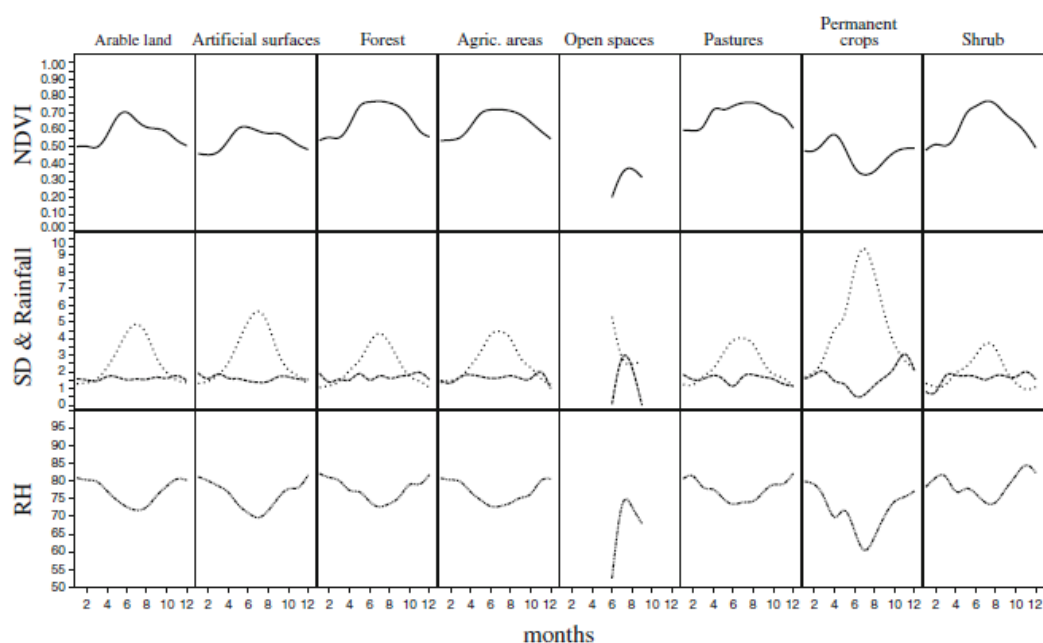


Figure 5.4 Seasonal variation of the values of the NDVI, SD, R, and RH, recorded by the network of climate stations displayed in Fig. 5.1 and clustered according to the eight categories of land use used in this study (Atlantic, Scandinavian, Mediterranean). Values of NDVI range from -1 to 1 and are unitless. Values of SD and rainfall are in mm, and those of RH are in %

Table 5.3 Regressions calculated between the daily observations of saturation deficit (SD) and 16-day NDVI clustered according to the three geographical domains, the nine categories of climate and the eight categories of land cover

Zone	Fit line	R ²	Observations	F Ratio	Prob > F
Atlantic	SD = 0.12 + 3.90*NDVI	0.084	6,577	600.4	<0.0001*
Scandinavian	SD = -0.63 + 4.72*NDVI	0.162	9,595	1,852.6	<0.0001*
Mediterranean	SD = 4.23 - 0.55*NDVI	0.001	6,039	3.1	0.080
Alpine North	SD = 2.11 + 1.21*NDVI	0.017	75	1.3	0.27
Atlantic Central	SD = -0.11 + 4.53*NDVI	0.106	4,779	564.2	<0.0001*
Atlantic North	SD = -0.69 + 4.68*NDVI	0.124	2,750	389.4	<0.0001*
Boreal	SD = -1.13 + 5.38*NDVI	0.176	642	136.4	<0.0001*
Continental	SD = -0.27 + 4.26*NDVI	0.139	3,799	612.3	<0.0001*
Mediterranean Mountains	SD = 0.31 + 4.57*NDVI	0.052	1,242	68.2	<0.0001*
Mediterranean North	SD = 4.69 - 1.13*NDVI	0.002	4,047	7.4	0.006*
Mediterranean South	SD = 7.05 - 4.49*NDVI	0.021	731	15.4	<0.0001*
Nemoral	SD = -0.97 + 5.11*NDVI	0.188	4,050	938.9	<0.0001*
Arable land	SD = 1.53 + 2.16*NDVI	0.016	10,711	177.7	<0.0001*
Artificial surfaces	SD = 2.27 + 1.64*NDVI	0.007	4,612	32.9	<0.0001*
Forest	SD = -0.78 + 4.84*NDVI	0.088	2,983	288.3	<0.0001*
Agricultural areas	SD = 0.06 + 4.20*NDVI	0.035	1,972	70.5	<0.0001*
Open spaces with little or no veg	SD = 5.31 - 7.33*NDVI	0.124	15	1.8	0.20
Pastures	SD = -0.64 + 4.50*NDVI	0.089	1,102	107.7	<0.0001*
Permanent crops	SD = 12.93 - 17.81*NDVI	0.233	223	67.1	<0.0001*
Shrubs and herbaceous vegetation	SD = -1.66 + 6.07*NDVI	0.179	496	107.4	<0.0001*

Highly significant *p* values are marked with an asterisk

Table 5.4 Regressions calculated between the daily observations of relative humidity (RH) and 16-day NDVI clustered according to the three geographical domains, the nine categories of climate and the eight categories of land cover

Zone	Fit line	R ²	Observations	F Ratio	Prob > F
Atlantic	RH = 83.83 – 11.10*NDVI	0.021	6,577	140.4	<0.0001*
Scandinavian	RH = 87.01 – 14.80*NDVI	0.043	9,595	429.0	<0.0001*
Mediterranean	RH = 73.34 + 0.44*NDVI	0.000	6,039	0.2	0.69
Alpine North	RH = 68.04 + 11.12*NDVI	0.044	75	3.4	0.070
Atlantic Central	RH = 84.35 – 12.66*NDVI	0.026	4,779	128.8	<0.0001*
Atlantic North	RH = 88.03 – 15.93*NDVI	0.039	2,750	110.1	<0.0001*
Boreal	RH = 88.42 – 16.85*NDVI	0.049	642	33.0	<0.0001*
Continental	RH = 85.87 – 13.31*NDVI	0.037	3,799	144.9	<0.0001*
Mediterranean Mountains	RH = 84.17 – 14.01*NDVI	0.031	1,242	40.2	<0.0001*
Mediterranean North	RH = 71.98 + 2.28*NDVI	0.001	4,047	2.4	0.12
Mediterranean South	RH = 65.06 + 12.25*NDVI	0.012	731	8.9	0.003*
Nemoral	RH = 87.96 – 15.81*NDVI	0.049	4,050	210.1	<0.0001*
Arable land	RH = 80.93 – 7.59*NDVI	0.010	10,711	102.9	<0.0001*
Artificial surfaces	RH = 78.59 – 5.53*NDVI	0.005	4,612	22.3	<0.0001*
Forest	RH = 87.05 – 14.69*NDVI	0.031	2,983	96.1	<0.0001*
Agricultural areas	RH = 84.08 – 11.88*NDVI	0.014	1,972	27.9	<0.0001*
Open spaces with little or no veg	RH = 52.71 + 52.24*NDVI	0.140	15	2.1	0.17
Pastures	RH = 86.53 – 13.29*NDVI	0.024	1,102	26.9	<0.0001*
Permanent crops	RH = 54.35 + 38.02*NDVI	0.102	223	24.9	<0.0001*
Shrubs and herbaceous vegetation	RH = 87.86 – 15.61*NDVI	0.033	496	17.0	<0.0001*

Highly significant *p* values are marked with an asterisk

The development of biological process-based models for predicting the spatial dynamics of ticks is a top priority, especially as the risk of tick-borne infections is often related not just to the vector's density but also to its seasonal population dynamics. Therefore, a reliable correlation between tick processes and weather data at the ground level is therefore necessary to make solid conclusions. The scenario over which this study was conceived is thus to address the recurrent use of R to explain the empirical data obtained from field collections. Interpolated datasets for atmospheric water vapour exist only at low resolution, which may be not adequate for studies conducted at a local or regional scale. It is expected that new products (for example, the Soil Moisture and Ocean Salinity (SMOS) satellite, Kerr et al., 2010) will address these shortcomings in evaluating the water content at ground level. Our study also addressed the use of proxy variables, such as NDVI, which is commonly recorded by on-board satellite systems, as a comprehensive substitute for products recording the air water content.

The conclusions of this study point to a lack of comparability among the daily amounts of precipitated water and the values of RH or SD. Regressions were performed over three different geographical regions, nine standard categories of climate and eight categories of land use; they indicated the lack of a relationship among these meteorological variables. While general patterns along any of the clustering categories mentioned above are obvious, high temperature and high evaporation rates. This is not observed in other areas of the European continent because the prevailing temperature and

evaporation rates are comparatively low, and there is a continuous availability of rainfall water (a few milliliters daily).

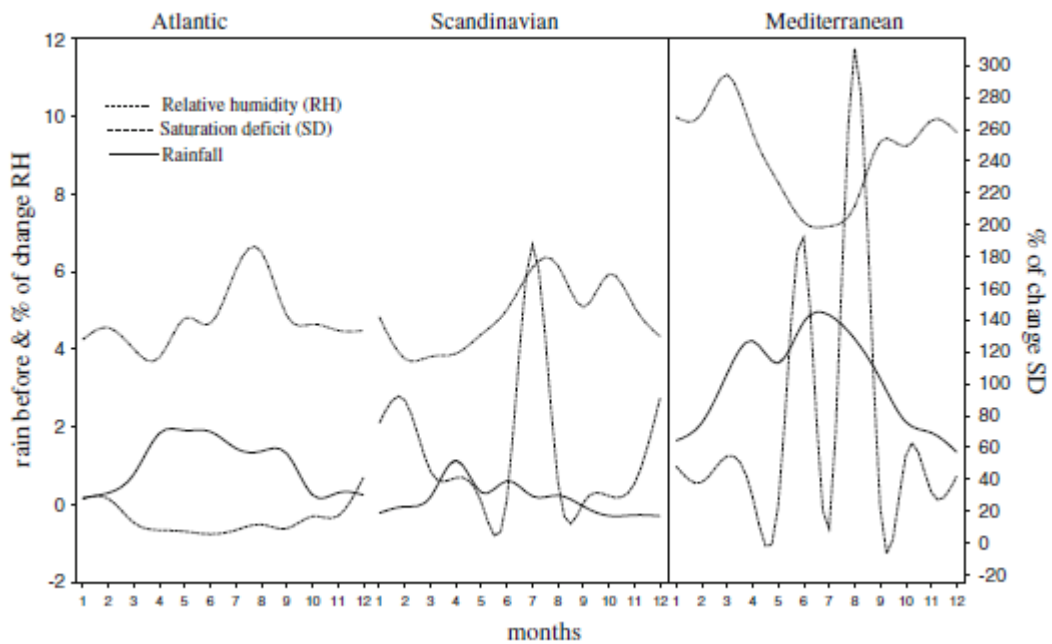


Figure 5.5 Seasonal variation in the change (%) in RH and SD in relation to the amount of rain recorded at 1-day lag. Data are clustered according to the three geographical domains used in this study (Atlantic, Scandinavian, Mediterranean). Values of rainfall are in mm

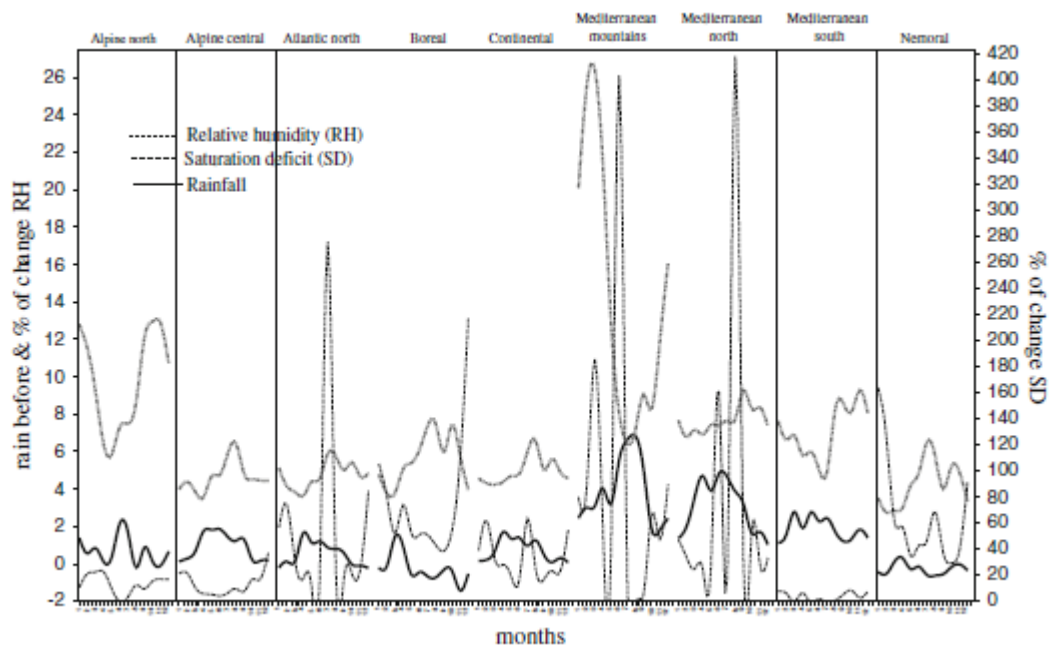


Figure 5.6 Seasonal variation in the change (%) in RH and SD in relation to the amount of rain recorded at 1-day lag. Data are clustered according to the nine categories of climate used in this study. Values of rainfall are in mm

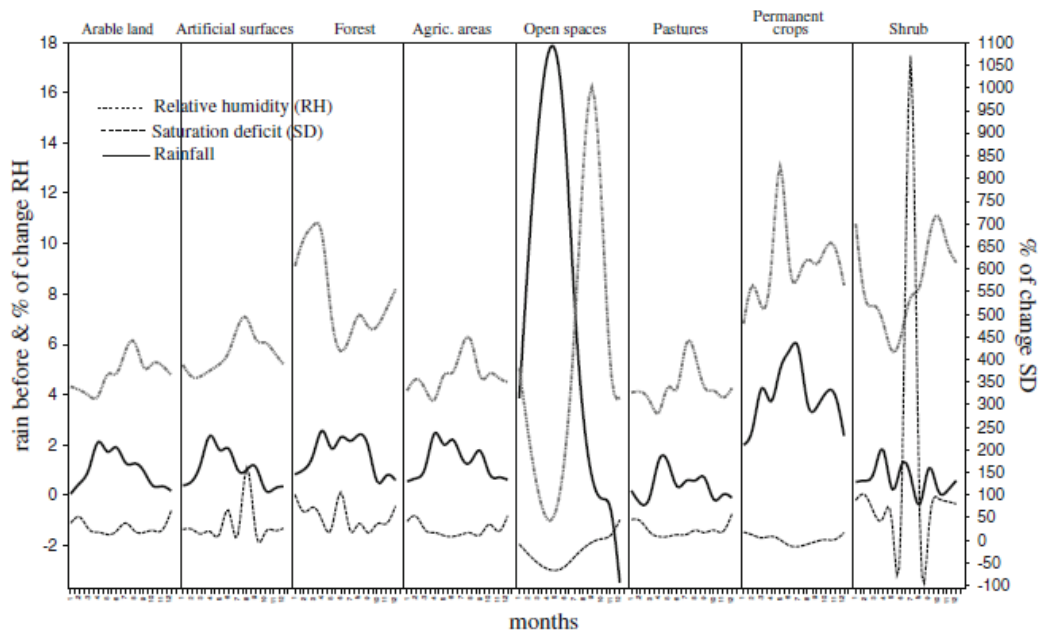


Figure 5.7 Seasonal variation in the change (%) in RH and SD in relation to the amount of rain recorded at 1-day lag. Data are clustered according to the eight categories of land cover used in this study. Values of rainfall are in mm no correlations between the amount of rainfall and the water content of the air were observed. Even within homogeneous categories of climate or land cover, correlations were poor, suggesting that these variables are uncorrelated, but that additional variables are necessary to unwrap the complex relationships among them. Patterns of rainfall undoubtedly have an effect on the RH at large spatial scales (Rao, Cavalcanti and Hada, 1996; Thornton et al., 2000). However, the effects are not the same in different biomes. For example, rainfall events in the Mediterranean region tend to be sudden, short-duration storms that may generate an appreciable amount of water in a few hours. The storms produce short, sharp increases in air water availability because of both the high amount of water and the low value of RH. In Mediterranean areas, the resulting rainfall from storm events produces large variations in the air water content, which drops as a consequence of the prevailing

Furthermore, the most consistently significant variable for predicting tick distributions, the NDVI (Estrada-Peña, 1999; Randolph, 2000), has a sound biological basis in that it is related to moisture availability for free-living ticks and is therefore somewhat correlated with tick mortality rates. Using statistical pattern matching, the combination of temperature indices and NDVI successfully predicts certain temporal features essential for the transmission of tick-borne encephalitis virus, which translate into a spatial pattern of foci on a continental scale (Randolph, 2000). Previous experiences have shown that direct and simple correlations between NDVI and other atmospheric variables are arduous (Schultz and Halpert, 1993; Li, Tao and Dawson, 2002). This is because of the large influence of the type of soil, the local evaporation rates and the type of vegetation on the recorded values of NDVI (Kawabata et al., 2001). It must be considered that NDVI is a measure of plant photosynthetic activity (Bunn and Goetz 2006) and as such, it is related to the complex cycles operating on the growth and performance of the plants (Pettorelli et al., 2005).

Table 5.5 Regressions calculated between the amount of rain (RDB) and the change (%) in saturation deficit (SD) calculated 1 day after the rainfall event according to the three geographical domains, the nine categories of climate and the eight categories of land cover.

Zone	Fit line	R ²	Observations	F Ratio	Prob > F
Atlantic	%SD = 18.03 – 0.28*RDB	0.0002	75,091	13.1	0.0003*
Scandinavian	%SD = 62.43 – 0.41*RDB	<0.0001	49,352	0.06	0.81
Mediterranean	%SD = 62.59 – 0.38*RDB	<0.0001	25,553	0.2	0.68
Alpine North	%SD = 10.11 + 0.39*RDB	0.0041	1,403	5.8	0.016*
Atlantic Central	%SD = 16.07 – 0.38*RDB	0.0005	52,495	28.9	<0.0001*
Atlantic North	%SD = 61.75 – 0.97*RDB	<0.0001	23,509	0.1	0.76
Boreal	%SD = 76.60 + 0.63*RDB	<0.0001	5,256	0.1	0.72
Continental	%SD = 36.17 – 0.44*RDB	<0.0001	30,416	0.8	0.38
Mediterranean Mountains	%SD = 78.48 + 0.62*RDB	<0.0001	4,665	0.2	0.61
Mediterranean North	%SD = 72.20 – 1.71*RDB	0.0001	18,303	1.3	0.25
Mediterranean South	%SD = 7.85 – 0.39*RDB	0.0033	3,681	12.1	0.0005*
Nemoral	%SD = 55.58 + 2.10*RDB	0.0002	10,268	1.9	0.16
Arable land	%SD = 32.78 – 0.61*RDB	0.0001	64,151	4.1	0.044*
Artificial surfaces	%SD = 35.94 – 0.52*RDB	<0.0001	31,977	0.2	0.64
Forest	%SD = 47.08 + 0.77*RDB	0.0001	20,578	1.8	0.18
Agricultural areas	%SD = 26.28 – 0.05*RDB	<0.0001	14,067	0.02	0.87
Open spaces with little or no veg	%SD = 17.99 – 0.54*RDB	0.0072	62	0.4	0.51
Pastures	%SD = 21.44 + 0.58*RDB	0.0002	11,166	2.8	0.096
Permanent crops	%SD = 11.57 – 0.74*RDB	0.0157	830	13.2	0.0003*
Shrubs and herbaceous vegetation	%SD = 184.62 – 4.54*RDB	0.0001	7,165	0.4	0.50

Highly significant *p* values are marked with an asterisk

Table 5.6 Regressions calculated between the amount of rain (RDB) and the change (%) in relative humidity (RH) calculated 1 day after the rainfall event according to the three geographical domains, the nine categories of climate and the eight categories of land cover

Zone	Fit line	R ²	Observations	F Ratio	Prob > F
Atlantic	%RH = 0.63 + 0.07*RDB	0.0031	75,085	232.0	<0.0001*
Scandinavian	%RH = 0.07 + 0.01*RDB	<0.0001	49,278	0.5	0.49
Mediterranean	%RH = 2.44 + 0.04*RDB	0.0026	25,529	67.0	<0.0001*
Alpine North	%RH = 1.18 - 0.05*RDB	0.0026	1,403	3.6	0.057
Atlantic Central	%RH = 0.55 + 0.07*RDB	0.0037	52,489	197.5	<0.0001*
Atlantic North	%RH = 0.52 - 0.01*RDB	<0.0001	23,492	1.6	0.21
Boreal	%RH = -0.33 - 0.001*RDB	<0.0001	5,228	<0.1	0.98
Continental	%RH = 0.43 + 0.05*RDB	0.0016	30,402	49.8	<0.0001*
Mediterranean Mountains	%RH = 3.53 - 0.01*RDB	0.0001	4,665	0.7	0.41
Mediterranean North	%RH = 2.06 + 0.09*RDB	0.0070	18,279	128.9	<0.0001*
Mediterranean South	%RH = 1.18 + 0.08*RDB	0.0056	3,681	20.8	<0.0001*
Nemoral	%RH = -0.43 + 0.04*RDB	0.0005	10,253	4.7	0.030*
Arable land	%RH = 0.49 + 0.09*RDB	0.0045	64,113	289.1	<0.0001*
Artificial surfaces	%RH = 0.65 + 0.06*RDB	0.0024	31,964	78.5	<0.0001*
Forest	%RH = 1.18 + 0.04*RDB	0.0018	20,556	37.6	<0.0001*
Agricultural areas	%RH = 0.79 + 0.10*RDB	0.0061	14,057	85.8	<0.0001*
Open spaces with little or no veg	%RH = -0.89 + 0.09*RDB	0.0136	62	0.8	0.37
Pastures	%RH = 0.38 - 0.01*RDB	<0.0001	11,166	0.1	0.69
Permanent crops	%RH = 2.05 + 0.18*RDB	0.0304	830	25.9	<0.0001*
Shrubs and herbaceous vegetation	%RH = 0.66 - 0.01*RDB	<0.0001	7,144	0.3	0.61

Highly significant *p* values are marked with an asterisk

Conclusions from our study also point to a low correlation of pure rainfall patterns with the phenology of the NDVI at any scale of analysis (geographical, climatic or land-derived). Studies on the functional use of the phenology of the NDVI as an indicator of tick activity rates at local scales have also been unsuccessful (Bisanzio et al., 2008). However, its low correlation with actual values of air water availability precludes its direct use as an estimator of water stress for ticks at the explored temporal and spatial resolutions, which are the most usual for such kind of field studies.

Our study concluded that there is no relationship between air humidity or SD and rainfall patterns at the examined spatial and temporal resolutions, which are commonly used to address distributional studies of ticks, and spatial domains, which represent a portion of the ecoclimatic gradient in Europe. We are aware of the limitations of this study, because it covers a part of the possible combinations of climate conditions in the target territory and because the use of ground climate stations may lead to a spatial correlation of the data, which we tried to resolve by the use of large time series of data and different ecological regions. With these limitations, that we aim to stimulate research on other combinations climate, it is likely that the use of the rainfall, as the only explanatory variable of the mortality, activity, seasonality or geographical range of ticks will produce poor correlations and probably inaccurate conclusions, because it is not an effective surrogate of water availability for ticks. Furthermore, the use of R may lead to

disproportionate conclusions when this variable is included as the only variable describing water stress in models simulating the effects of future climate scenarios on the distribution of ticks. In addition, we advocate to not concluding about simple effects of NDVI as a driver of tick seasonality or distribution as a surrogate of water availability, because changes in NDVI are the result of much more complex sequences of atmospheric and land events.

CAPÍTULO 6.

MODELADO DE LAS RELACIONES FENOLÓGICAS DE CAPTURA DE GARRAPATAS *IXODES RICINUS* (IXODIAE) USANDO DATOS DE TEMPERATURA Y NDVI PROCEDENTES DE MODIS.

Publicado como:

Alonso-Carné, J., García-Martín, A., Estrada-Peña, A., (2016). Modelling the phenological relationships of questing immature *Ixodes ricinus* (Ixodidae) using temperature and NDVI data. *Zoonoses and Public Health*, 63(1), 40-52. <https://doi.org/10.1111/zph.12203>.

MODELLING THE PHENOLOGICAL RELATIONSHIPS OF QUESTING IMMATURE *IXODES RICINUS* (IXODIDAE) USING TEMPERATURE AND NDVI DATA

Impacts

- This study has estimated the relationships between remotely sensed temperature and NDVI on the questing rates of the tick *Ixodes ricinus*, on two different sites for 7 years of monthly collections.
- The recruitment of larvae follows a simple exponential related to the accumulated temperature. Nymphs are recruited following relationships between temperature, NDVI and the moment of the year at which different percentiles of the larval population were observed.
- The system should be tested over the large number of empirical observations in Europe to validate its usefulness as a predictor of risk.

Keywords: *Ixodes ricinus*; phenology; temperature; normalized difference vegetation index; field data

Summary

11 active stages of the tick *Ixodes ricinus* were collected monthly at two sites in northern Spain between the years 2000 and 2007. We used percentile accumulation of the active stage in the environment to evaluate simple and coherent correlations between accumulation of the active stages of larvae and nymphs and medium-resolution MODIS satellite-derived information on the climate, including monthly and accumulated temperature and the Normalized Difference Vegetation Index (NDVI). This framework is not intended to predict the actual abundance of ticks in the field as a measure of the hazard to humans, but to provide a basic structure for addressing the phenology of the tick in its geographic range. We demonstrated that the accumulation of larval ticks in the active stage is a sigmoid function of the accumulated temperature from the beginning of the calendar year. We also demonstrated that the accumulated temperature necessary to recruit nymphs from the questing larval stage is a function of the changes in accumulated larvae and nymphs and the accumulated temperature and NDVI recorded by the Aqua sensor. The low p-values obtained in the regressions confirmed that such recruitment can be calculated using time intervals to estimate, for example, the beginning of the questing period or the time of the year when a population peak can be expected. The comparison among predicted and actual accumulated temperatures between larvae and nymph recruitment had an averaged error of ± 20 days in one complete year. The use of accumulated temperature and NDVI proposed in this study opens up the re-evaluation of reports on the phenology of the tick in Europe. This framework is intended to evaluate the same correlations along the tick's range and predict its phenological patterns in areas of pathogen transmission risk for humans.

6.1 Introduction

In Europe, the main vector of *Borrelia burgdorferi* sensu lato, a complex of *Borrelia* species that includes the agent of Lyme borreliosis, the tick-borne encephalitis virus and *Anaplasma phagocytophilum*, is *Ixodes ricinus* (Pérez et al., 2012). This tick is broadly distributed in Europe, ranging latitudinally from central Spain to Scandinavia and longitudinally from Ireland to central Russia (Casati et al. 2008; Medlock et al., 2013). Similar to other hard ticks, *I. ricinus* has three active life stages: larva, nymph and adult. Each stage requires a single blood meal from a vertebrate host, as well as for the females to get engorged and produce a batch of eggs. To find a host, *I. ricinus* adopts an ambush strategy, known as ‘questing’, that involves climbing vegetation and waiting to grab on to a passing host. After feeding for a few days, the tick detaches from the host and develops into the next instar on the ground.

The annual pattern of activity of *I. ricinus* varies widely over its geographic distribution (Korenberg, 2000) and throughout the year in the same area, as shown in Ireland (Gray 1984), the United Kingdom (Randolph et al., 2002) and Switzerland (Perret et al., 2000).

There is interest in capturing the dynamics of ticks with importance to human health in order to issue early warnings and prevent risks to the population (Dobson et al., 2011a, Dobson et al., 2011b). Such seasonal patterns of density and activity depend on several interconnected biotic and abiotic variables (Perret et al., 2004). Similar to other ticks, *I. ricinus* spends the majority of its life cycle free-living (developing or host-seeking) in the environment, and it is particularly sensitive to environmental conditions. Climate conditions are responsible for not only the questing behaviour of the tick, but also regulate the development and mortality processes of the tick’s life cycle (Randolph, 2004). The temperature and relative humidity requirements for questing, development and survival are thought to be the principal factors limiting the geographic range of *I. ricinus* (Lindgren et al., 2000; Gray et al., 2009). The survival of ticks is limited by their ability to maintain their water content in a desiccating atmosphere. The atmosphere is often unsaturated, resulting in water loss for ticks that must absorb water from the subsaturated atmosphere (Rudolph and Knülle, 1974). Ticks may leave their questing site and move down to the leaf litter where active water vapor sorption may occur. Thus, climatic features affect mortality rates and the duration of the questing period. If ticks frequently have to leave their questing places to move to the ground for rehydration, they will rapidly exhaust their energy reserves before they find a host and die. If the saturation deficit is high, questing periods will be shortened significantly (Perret et al., 2003). The saturation deficit integrates temperature and relative humidity as a measure of the drying power of the atmosphere (Randolph and Storey, 1999). The influence of high saturation deficits on tick questing activity has been shown in nature, in quasi-natural arenas placed in natural settlements and in the laboratory (Randolph and Storey, 1999; Perret et al., 2000, 2003, 2004). The regular sampling of questing ticks and surveys on natural hosts are the only methods that can provide information on the phenological patterns of density. However, the density of questing ticks is not a direct reflection of the total tick population in an area (Estrada-Peña et al., Estrada-Sánchez et al., 2013). The collection of questing ticks only captures the percentage of the tick population that is active under a given set of conditions. The seasonality of questing tick density is characterized by cyclic events, such as onset, peak (s) and fall of questing tick density. All of these events are strongly influenced by

the accumulated temperature, which recruits moulting stages to the next active stage and makes active stages climb the vegetation, and the water losses that stop tick questing (Gray, 1984; Gray et al., 2009; Estrada-Peña et al., 2013; Dobson, 2014). Empirical studies have demonstrated that the number of questing ticks is a complex relationship between the state of the vegetation, the desiccating power of the weather, temperature, and the availability and phenology of vertebrate hosts.

Efforts have been made to predict the phenology of *I. ricinus* in the short term (Daniel et al., 2010) using round climate data and simple models aimed at modelling the fine relationships between tick questing behaviour and the weather. These models issue alerts about ‘tick risk’ and consider the absolute numbers of questing ticks. Previous studies (e.g., Guerra et al., 2002; Eisen et al., 2005; Ogden et al., 2006; Bisanzio et al., 2008; Berger et al., 2013) have addressed this approach, correlating abiotic variables obtained at different resolutions with estimates of tick densities.

These previous studies aimed to describe fine temporal patterns rather than provide a broad evaluation of the recruitment of ticks into active stages. Bisanzio et al., (2008) reported that the Normalized Derived Vegetation Index (NDVI), an index related to the vegetation phenology, is not a suitable marker of the abundance of host-seeking *I. ricinus* nymphs. Modelling developments aim to map the persistence of *I. ricinus* populations on a large geographic scale, either by correlative modelling (Estrada-Peña, 1999) or modified matrix models (Dobson et al., 2011a, b; Estrada-Peña and Estrada-Sanchez, 2014).

Modified matrix models are targeted to produce a wide area estimation of the persistence and phenology of the tick as a tool to estimate the areas and periods of risk by the tick. Human health decision-makers need reliable indications about the beginning and end of such a ‘tick risk season’, as well as how the ticks are recruited in the questing cohort. However, none of these approaches can produce the expected flow of information for the management of risk for large areas, such as a country, because of the need to re-parameterize the model or obtain estimates of host densities (Randolph, 2000).

This study aimed to determine the pattern of larval and nymphal activity of *I. ricinus* at two contrasting sites in northern Spain, correlating the density of both questing stages with remotely sensed estimates of abiotic variables.

Field data were obtained from 7 years of combined monthly records of the three stages of the tick at both sites, with a total of 168 observations. Adults were not included in calculations because they are scarcely collected throughout the year. We tested the potential to estimate the nymphal phenology at year ‘ $y + 1$ ’ using simple correlations between the recorded annual distribution of larval density at year ‘ y ’, the accumulated temperature and NDVI. Our intention is to provide a coherent framework that captures the beginning and end of the nymphal questing season, as well as the accumulation rates for questing nymphs. As this framework is driven by remotely sensed variables at medium resolution, it would be a suitable tool for managing the ‘tick season’ in large territories if the relationships shown here are demonstrated to be suitable for application in the broad range of the target tick.

6.2 Materials and Methods

6.2.1 Sites of tick surveys

Surveys of *I. ricinus* were carried out at two different sites where the tick is common and has persistent populations (Estrada-Peña et al., 2004). The first site is an area in northern Spain (42°35' N, 0°09'W) in the southern face of the Pyrenees range. The area is hilly with dominant vegetation of *Pinus spp.*, *Abies spp.* and *Taxus baccata* interspersed by large areas of grass used by domestic ungulates. The zone selected for collection is a patch of approximately 30 ha following the ecotone of the grass and old forest with mixed *Pinus spp.* and *Abies spp.* The climate is European continental with warm summers (maximum temperatures 24–29°C) and relatively cold winters (mean temperatures below 0°C in December–January). Rain is common (1200–1400 mm) and seasonal (February–May, September–December). The site in the Pyrenees was surveyed monthly between the years 2000 and 2006. The second study site is an area in north-central Spain (42°14'N, 02°28'W) in the Rioja region. The area is phytogeographically heterogeneous composed mainly of patches of oak trees (*Quercus robur* and *Quercus faginea* with small areas of *Quercus petraea*).

There are also small areas of beech (*Fagus sylvatica*) and pines (*Pinus spp.*) interspersed with patches of natural grass. Secondary vegetation includes *Ilex aquifolium*, *Pteridium aquilinum* and *Rubus spp.* The zone selected for the study is a patch of approximately 25 ha composed mainly of an old forest of *Q. robur* and *Q. faginea*, with *F. sylvatica* and abundant undergrowth. A deep leaf litter or debris from fallen wood was found in all areas, and moss growth was evident in the areas with *F. sylvatica*. The climate is European Atlantic with mild summers (maximum temperatures 22–26°C) and cold winters (mean temperatures below 0°C in January–February). Rain is common (900–1100 mm) and seasonal (February–May, September–December). The site in Rioja was surveyed between the years 2001 and 2007. The maximum difference in the photoperiod between both sites was approximately 8 min/month when calculated according to Meeus (1991).

Tick collection protocols Each site was examined for questing ticks by dragging a 1 m² white diaper flannelette over the vegetation for 30 min. Ticks were usually collected between 11:00 and 16:00 by three persons at the site on one occasion during each field trip. The cloth was examined at 30–60 s intervals and ticks removed with a fine paintbrush or insect aspirator and placed in 70% ethanol. Time transects were converted to terrain covered and the relative tick abundance estimated by determining the average number of ticks at each stage per person per hectare. Recorded densities of *I. ricinus* larvae, nymphs and adults were used to infer data about the seasonal dynamics of the tick throughout the entire period of study. Data on tick density were scaled to monthly accumulated fraction of larvae (AML) or nymphs (AMN), for each month, year and site of study, to normalize the variability between years and sites and to estimate the beginning, peak(s) and end of the activity season. Therefore, being L or N the total number of larvae or nymphs collected at year 'y', in site 's', the scaled value of L or N at month m has the form:

$$AML(m, y, s) = \sum_{i=1}^m L(i, y, s) / \sum_{i=1}^{12} L(i, y, s)$$

$$AMN(m, y, s) = \sum_{i=1}^m N(i, y, s) / \sum_{i=1}^{12} N(i, y, s)$$

In this study, we will use AML or AMN as the scaled accumulated number of larvae or nymphs, respectively, observed in a given month, year and site, as the input data for further regressions against the environmental, remotely sensed variables.

6.2.2 Remotely sensed data

We used day and night land surface temperature and NDVI recorded by the MODIS series of satellites. The monthly products of MOD11C3, MYD11C3, MOD13C1 and MYD13C1 (version 5) data sets in the MODIS series were downloaded for the years 2000 to 2007 (https://lpdaac.usgs.gov/products/modis_products_table). MOD11C3 and MYD11C3 data include the land surface temperature in the daytime (LSTD) and the land surface temperature in the night time (LSTN) from the Terra and Aqua satellites (only after 2002 for the Aqua series), respectively, whereas MOD13C1 and MYD13C1 include NDVI measurements from both satellites. Each satellite traced a unique orbital path over the study region, resulting in slightly divergent estimates of daily averaged variables as they apply to ecological processes. The nominal spatial resolution of the data set was 0,05° (~5800 m). Version 5 MODIS Terra and Aqua products are validated level 3, meaning that the accuracy has been assessed over a wide-ranging set of locations and various time periods using several ground-truth and validation techniques (Wan and Li, 1997; Wan et al., 2002). Images were cropped according to the study region's geographic area and measurements converted to degrees Celsius for LSTD and LSTN and a common range for NDVI (-1 to +1) (MRT User's Manual, 2011). Quality flags were addressed by removing pixels identified by MODIS as having bad pixel reliability due to clouds, snow, or null or invalid measurements and that could potentially affect the values of LSTD, LSTN or NDVI. This procedure ensured that only the optimally recorded pixels were further processed. The complete set of remotely sensed data was converted to monthly averaged values, because this is the time unit used for field samplings.

6.2.3 Statistical procedures

This study is based on empirical findings that the development and questing rates of ticks is regulated by temperature; the accumulated temperature recruits ticks by inducing development into the next stage of the life cycle, which is further modulated by water losses (Randolph et al., 2002; Perret et al., 2003, 2004). First, we examined how the temperature regulates the recruitment of questing larvae and how AML can be derived from remotely sensed information, assuming that egg development and larval activity is restarted every year after the winter (Randolph et al., 2002). Because monthly AML has a sigmoidal form and is constrained to 0–1, we carried out a binomial regression with a

logit link function. We performed the regressions separately for both sites, including available data for every month and year.

Next, we calculated how the temperature and NDVI regulate the recruitment of questing nymphs from moulting larvae using the empirical AML (y, s) and AMN ($y + 1, s$). This is based on empirical studies demonstrating that a cohort of larvae in year ' y ' yields nymphs in year ' $y + 10$ ', independently of the uni- or bi-modal peak of nymphal activity (Gray, 1984, 1991; Randolph et al., 2002; Estrada-Peña et al., 2004; Barandika et al., 2010; Burri et al., 2011). The purpose was to determine whether the assessment of larval phenology in the field, together with a selected set of abiotic variables, is adequate for predicting the phenology of nymphs the following year. We focused on predicting the temperature that accumulated between a given AML in the year ' y ' until a given AMN in the year ' $y + 1$ ', using as predictors both AML (y, s) and AMN ($y + 1, s$) together with combinations of LSTD, LSTN and NDVI. The issue thus is 'given a value of AML at site s and year y , what variables predict a value of AMN at site s and year $y + 1$ '. In other words, if an AML (m, y, s) is recorded, what threshold values of LSTD, LSTN and/or NDVI must to be recorded until the observation of an AMN ($y + 1, s$). Regressions were tested by the correlation coefficient and p-values. The best combination of variables describing the accumulation of temperature was determined using the Akaike information criterion, but AML (y, s) and AMN (y, s) were always included. We included also ' y ' and ' s ' as covariates, to formally test for differences among years, months and sites. Including ' y ' as covariate is aimed to specifically address if serendipitous regressions may appear for some specific years, or if a consistent pattern of regression emerges. Including ' s ' is aimed to check if the site where surveys were carried out has an impact on the combination of variables producing the best regression. We did not include ' m ' because its meaning overlaps with the concepts of AML and AMN, which are estimated monthly.

The residuals of the models provide an estimation of the error in degrees Celsius of accumulated temperature produced by the regression equations. However, it is better to convert the residuals to calendar dates since the purpose is to estimate the date at which specific values of AMN are predicted. We transformed these residuals into calendar dates using the average values of monthly temperature to estimate the prediction errors in days. Although the unit of time of this study is 1 month, it is possible to extrapolate the calendar day at which a threshold of accumulated temperature is recorded, assuming that temperature between the months ' m ' and ' $m + 1$ ' changes at the same daily rate.

This is obviously not exact but provides an approach to compute the performance of the fitted models. We calculated the error in days derived from the predictions of the accumulated temperature necessary to produce a value of AMN using every observed combination of AML-AMN for the complete set of monthly collections of larvae and nymphs.

6.3 Results

Although superficially similar from year to year, considerable annual variation was found in the seasonal patterns of *I. ricinus* questing activity, as illustrated by both series of sample data. In the Pyrenees (Fig. 6.1a), small numbers of unfed larvae started to quest in April–May, with a peak in activity in June–August. In Rioja (Fig. 6.1b), unfed larvae begun to quest in approximately the same months, with a peak in densities recorded

consistently in August. Seasonal nymph numbers were also variable from year to year. In the Pyrenees, nymphs increased in early spring from very low over-winter levels, then declined from peak levels any time after late July, exhibiting a unimodal peak for the complete collection period between 2000 and 2006. In Rioja, nymphal stages increased abruptly in early spring, then declined from peak levels any time after early May or late July, showing a clear and relatively long resurgence from September to November. Nymphs in Rioja always exhibited a bimodal pattern of activity, with a second (autumn) peak larger than the first in 2003 and 2004.

Adults exhibited the greatest variability of all stages, with a small and persistent presence in the spring and summer in the Pyrenees, peaking any time between September and November. In Rioja, adults peaked strongly in September, sometimes with a secondary peak in December (i.e., years 2002 and 2003) or with only one massive peak in October (i.e., years 2005 and 2006).

The LSTD and LSTN data recorded by the Terra and Aqua sensors are included in Fig. 6.2. Obvious geographical and temporal differences in the series of data were derived from the type of sensor, the moment of pass over the target territory and the site. The Pyrenees (Fig. 2a) is a warmer place than Rioja (Fig. 2b) with an average of approximately 1800°C/year more accumulated temperature in the former.

In some months in late autumn and winter, the LSTD from Terra is slightly lower in the Pyrenees than Rioja, with approximately 300°C/month of difference. All of the other

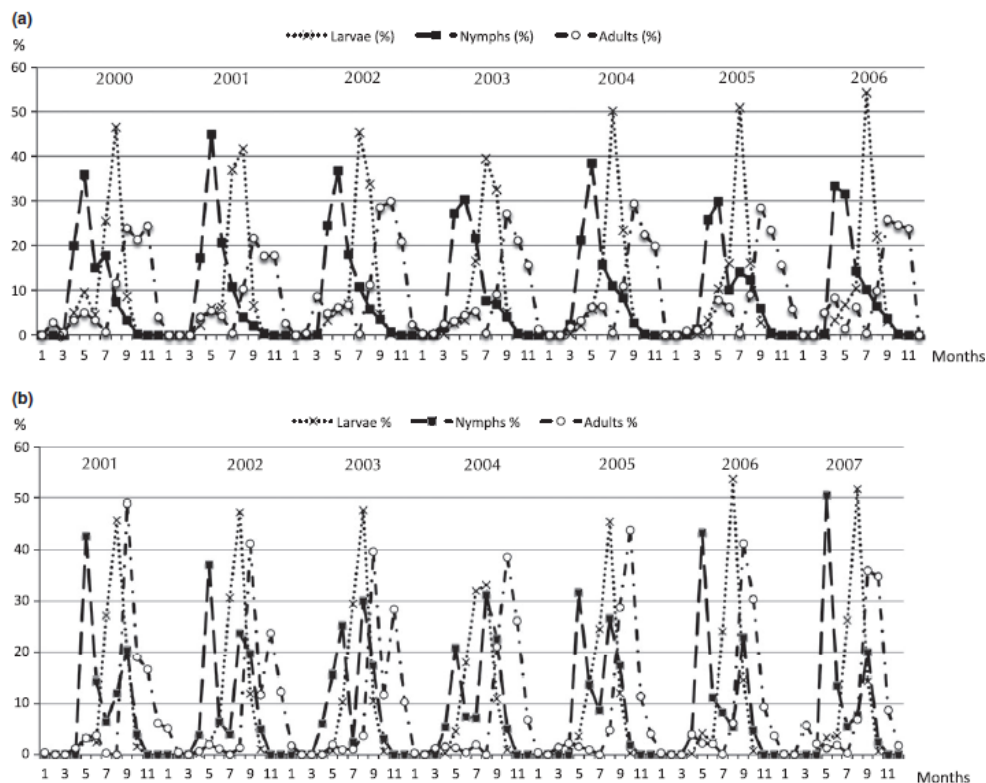


Figure 6.1. The seasonality of the three active stages of *Ixodes ricinus* in the Pyrenees (a) and Rioja (b) expressed as the percentage of the total questing specimens of each stage collected for one complete calendar year. The charts are displaced to allow a comparison of collections between the same years at the 2 sites.

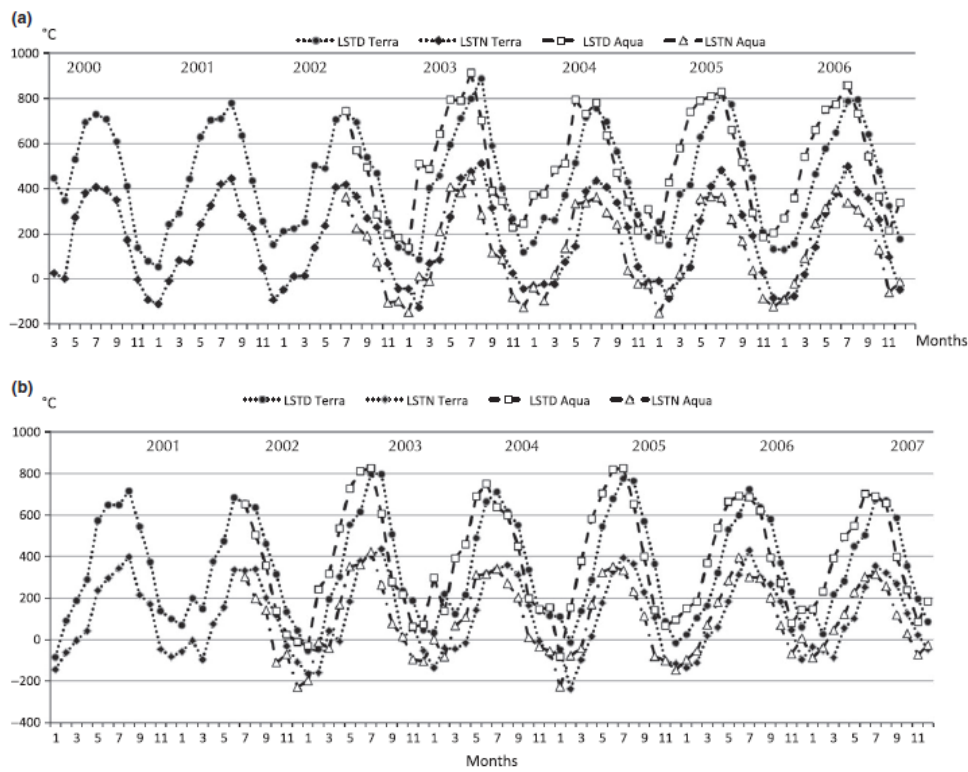


Figure 6.2. Monthly values for the land surface temperature from the satellites Terra and Aqua at both the Pyrenees (a) and Rioja (b) in degrees Celsius. The values are accumulated monthly temperature. The charts are displaced to allow a comparison of collections between the same years at the two sites. LSTD, land surface temperature in the daytime; LSTN, land surface temperature in the night time.

temperature records were higher in the Pyrenees than in Rioja. The monthly NDVI values recorded for both Rioja and the Pyrenees are shown in Fig. 6.3. Although the seasonality looks similar, the NDVI values at Rioja were always lower than in the Pyrenees.

Regression of the AML questing in vegetation against the temperature is shown in Fig. 6.4. The best correlation was obtained using only one variable, the accumulated LSTD from the Terra sensor (Pyrenees: $R^2 = 0,91$, $P < 0,0001$, Fig. 6.4a; Rioja: $R^2 = 0,93$, $P < 0,0001$, Fig. 6.4b; combined sites: $R^2 = 0,91$, $P < 0,0001$, Fig. 6.4c). Table 6.1 shows the coefficients and significance for the three sets of data. The inclusion of other variables (e.g., monthly, non-accumulated temperature or NDVI) did not improve the regression.

The variables describing the accumulated temperature necessary to ‘develop’ a given AML recorded in the year ‘y’ into a given AMN recorded in year ‘y + 1’ are included in Table 6.2. Both NDVI from Aqua and LSTD from Terra have poor discriminatory value, as well as the covariates ‘year’ and ‘site’. Both AML and AMN, as well as accumulated NDVI from Terra, and monthly values (e.g., not accumulated) of LSTD from Aqua are the best variables. The best set of variables is Aqua-derived monthly LSTD, Terra-derived accumulated monthly NDVI, and AML and AMN, used in a multiple regression to predict the Aqua derived accumulated LSTD in the interval between AML (y, s) and AMN (y + 1, s). The R^2 values for the Pyrenees and Rioja were 0,99 and 0,91, respectively ($P < 0,0001$ in both cases; Fig. 6.5 a, b, respectively). When data from both collection sites

were used together for multiple regression, the R^2 value was 0,99 ($P < 0,0001$; Fig. 6.5c). Table 6.3 provides the coefficients of the regressions for the three sets of data.

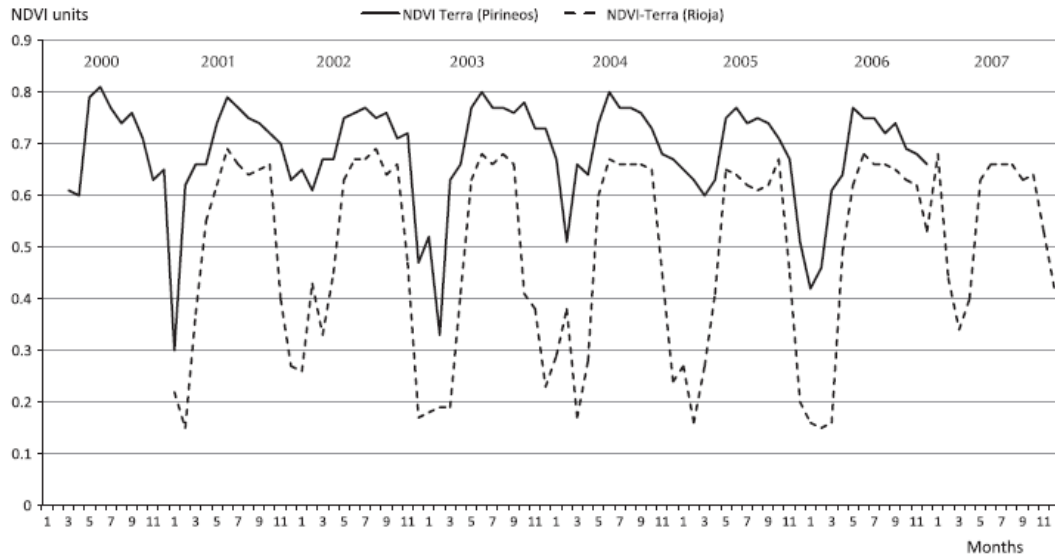


Figure 6.3 Monthly Normalized Difference Vegetation Index (NDVI) values from the satellite Terra at both the Pyrenees and Rioja.

Finally, Fig. 6.6 shows the error in days derived from the predictions of accumulated temperature necessary to ‘convert’ any value of AML(y) into any value of AMN ($y + 1$) using the complete set of field collections and the equations best describing such a relationship. We associated the error in days to the field values of either AML(y) or AMN ($y + 1$). The highest errors were observed if low or high AML(y) are used to predict the calendar date of a given AMN ($y + 1$). In other words, using values of AML(y) at the beginning of the larval activity to predict AMN ($y + 1$) will result in errors of up to 60 days. The average error of the complete series of AML is ± 20 days (Fig. 6.6a). The highest errors of accumulated temperature transformed to calendar days are observed for low values of AMN ($y + 1$). In ecological terms, this can be translated as the difficulty in the prediction of the beginning of nymphal activity. The average error of the complete series of AML is ± 18 days (Fig. 6.6b). Therefore, the best range of AML(y) to input the model and predict the calendar date (as accumulated temperature) of AMN ($y + 1$) is 20–60. Calendar dates have the lowest error if the predicted AMN ($y + 1$) is in the range 25–90.

6.4 Discussion

Using 168 monthly collections of the tick *I. ricinus* and satellite-derived information, we demonstrated that simple correlations among the percentage of questing nymphal ticks, temperature and NDVI exist. The accumulated temperature necessary to recruit nymphs from the questing larval stage can be calculated with an average error of approximately ± 20 days (average) in one complete year.

The low p-values obtained in the regressions confirmed that such recruitment can be calculated over time intervals to estimate, for example, the time of year when population peaks could be expected. We supported previous reports that larval recruitment (Estrada-Peña et al., 2004) is a sigmoid (logistic) function of the accumulated temperature. The proposed framework is not intended to measure the actual abundance of ticks, which has a complex relationship with not only the climate, but also the host population (Dobson, 2014), and cannot be explained only by the abiotic components of the environment (Estrada-Peña et al., 2013).

Tick populations may exhibit variations in seasonal timing and duration, and their generally nonlinear response to environmental signals makes prediction of the risk posed by ticks and transmitted pathogens challenging (Bisanzio et al., 2008). Yet, a great deal of uncertainty remains for the regulation of tick activity over the wide geographic range (Gray et al., 2009), particularly the phenology (timing of life stages), seasonality and duration of key population events. Increased temperatures may lead to an increase in tick density through an earlier onset of tick activity in the spring and reduced developmental duration from one stage to the next as long as the host community is not affected by temperature changes, and the ticks can quest for long enough to grab a host before dying of desiccation and/or energy exhaustion. A number of studies have indicated out such differences and evaluated the probable factors regulating the variable seasonality among sites and years (Jouda et al., 2004; Burri et al., 2007, 2011; Schwarz et al., 2009; Tagliapietra et al., 2011; Herrmann and Gern, 2013, 2015).

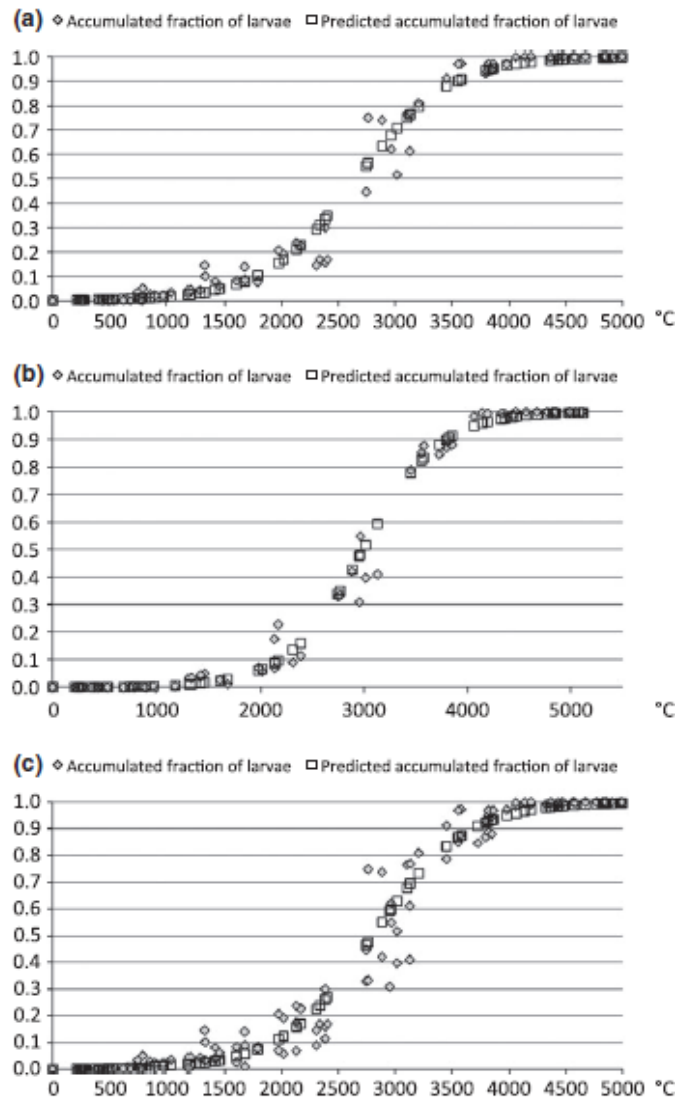


Figure 6.4. Observed scaled accumulated monthly values of active larvae as a function of the accumulated land surface temperature (LSTD) derived from the sensor Terra in either the Pyrenees (a) or Rioja (b). The complete set of observations was used to produce the chart in (c).

Table 6.1. Regression equations describing the scaled accumulated number of larvae of *I. ricinus* in the environment as a function of accumulated land surface temperature in the daytime (LSTD) from the MODIS-Terra sensor. Results from the two collection sites (Pyrenees and Rioja) are shown separately, as well as combined into a single equation.

Site	Term	Estimate	P-value
Pyrenees	Intercept	-6.5852	<0.0001
	LSTD accumulated (Terra)	0.00247	<0.0001
Rioja	Intercept	-8.1455	<0.0001
	LSTD accumulated (Terra)	0.00272	<0.0001
Pyrenees + Rioja (all observations)	Intercept	-6.9921	<0.0001
	LSTD accumulated (Terra)	0.00249	<0.0001

Table 6.2. Importance of the variables in the regression equations describing the scaled accumulated fraction of nymphal *I. ricinus* (AMN) in the environment as a function of the scaled accumulated fraction of larvae (AML) the year before and remotely sensed variables. Both year and site are included as covariates to check for the effect on regressions.

Variable	t Ratio	Prob > t
AML	-7.41	<0.0001
AMN	-14.09	<0.0001
NDVI Terra accumulated	46.23	<0.0001
NDVI Aqua accumulated	0.98	0.105
LSTD Terra (AMN)	-1.15	0.116
LSTD Aqua (AMN)	5.57	<0.0001
Year	1.04	0.109
Site	-1.98	0.098

Table 6.3. Regression equations describing the scaled accumulated fraction of nymphal *I. ricinus* in the environment as a function of accumulated land surface temperature in the day time (LSTD) from the Aqua sensor, the accumulated NDVI (Terra) and the current values of LSTD. Results from the two collection sites (Pyrenees and Rioja) are shown separately, as well as combined into a single equation. Other than different combinations of remotely sensed variables, every combination of the scaled accumulated number of larvae (AML) at year 'y' and the scaled accumulated number of nymphs (AMN) at year 'y + 1' were always included in regressions. Results below included the models with lowest value of the Akaike information criterion as a measure of the best model.

Site	Term	Estimate	P
Pyrenees	Intercept	733.6462	<0.0001
	AML	-10.4952	<0.0001
	AMN	17.869	<0.0001
	NDVI accumulated (Terra)	665.855	<0.0001
	LSTD (Aqua)	0.462	0.0105
	(AMN-71.551) ²	0.2378	<0.0001
Rioja	Intercept	1647.7951	<0.0001
	AML	-21.072	<0.0001
	AMN	28.92	<0.0001
	NDVI accumulated (Terra)	336.364	<0.0001
	LSTD (Aqua)	1.1059	<0.0001
	(AMN-66.628) ²	0.161	0.0013
Pyrenees + Rioja (all observations)	Intercept	721.843	<0.0001
	AML	-15.351	<0.0001
	AMN	18.293	<0.0001
	NDVI accumulated (Terra)	535.655	<0.0001
	LSTD (Aqua)	0.533	<0.0001
	(AMN-69.468) ²	0.157	<0.0001

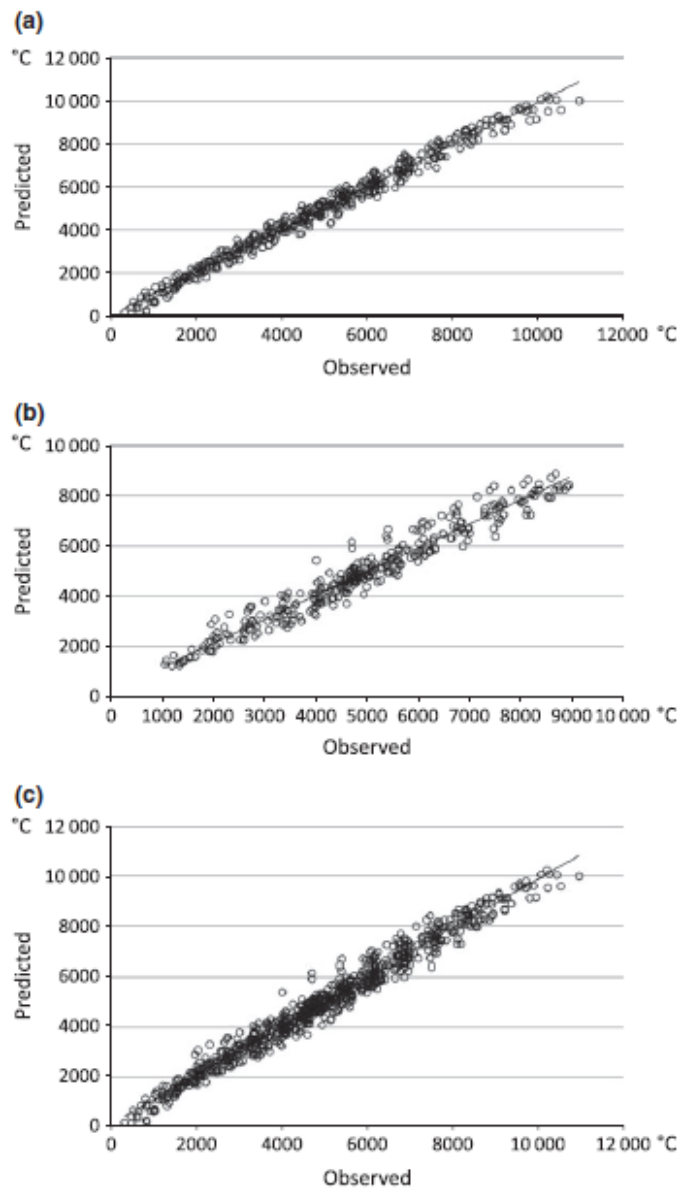


Figure 6.5. Observed and predicted accumulated temperature necessary for the recruitment of a given percentile of active nymphs from a given percentile of active larvae (see Table 6.2 for coefficients of the regressions). The charts show the regressions among observed and predicted values in the collections from the Pyrenees (a), Rioja (b) and both (c).

The modality of seasonal patterns is frequently different between different years and/or areas. Gray (1991) reviewed the modulation of these patterns in *I. ricinus*. Firstly, the longevity of ticks in open areas will be short due to higher desiccation rates and more rapid activation caused by high insolation. Thus, the resulting seasonal activity peaks will tend to be more distinct, as well as separated, that is a bimodal pattern. However, in woodland areas, the longevity of ticks will be extended, resulting in a unimodal pattern.

Secondly, climatic parameters will determine the onset and termination of tick activity, as well as tick development rates. Thirdly, photoperiodic cues regulate the diapause behaviour of ticks. Finally, host fauna density and composition will affect the

tick density. Our series of data supports important differences regarding nymphal phenology between the two collection sites. Disregarding year-to-year variability in the absolute number of ticks and small variations in the peak of questing ticks, a unimodal pattern of nymph activity has been recorded consistently in the Pyrenees, whereas a bimodal pattern is the rule in Rioja. Remotely sensed abiotic features in Rioja show that this area is consistently colder and drier with lower autumn and winter temperatures that push the larvae that delay feeding in autumn to begin to moult in the spring of the next year, resulting in the second activity peak. The longevity of ticks will be shorter in Rioja due to higher desiccation rates and open vegetation. Thus, the resulting seasonal activity peaks will tend to be more distinct and separated, that is, a bimodal pattern. In a warmer woodland area (Pyrenees), larvae feeding in autumn would be able to terminate the moult in spring of the next year as they are recruited for questing with the increase in temperature. The longevity of the ticks will be extended and tend to produce a unimodal pattern. Increased temperatures may lead to an increase in tick density due to earlier onset of tick activity in spring, and reduced developmental duration from one stage to the next as long as the host community is not affected by temperature changes and ticks can quest for long enough to grab a host before dying of desiccation and/or energy exhaustion (Gray, 1991).

Our data do not support increased temperature inducing an autumn peak (as mentioned by Steele and Randolph, 1985; Randolph et al., 2002). In contrast, increased temperature was systematically correlated with the absence of such a peak in autumn. These data suggest, together with previous studies on the field development of engorged ticks (Estrada-Peña et al., 2004; Gray, 2008), that accumulated temperature in the summer is enough to recruit nymphs for development in the same year, only if larvae are fed very early in spring. Therefore, these data support the interpretation that larvae of one year can give nymphs only the next year, independently of the number of peaks in the activity season and that accumulated temperature corrected by an estimation of the humidity (NDVI) is driving the recruitment of nymphs. Our data on tick questing activity cannot be correlated with host density because logistic reasons prevented recording such a feature for the wide range of natural hosts over 7 years at monthly intervals. Great availability of hosts in the field may actually obscure the tick phenological pattern imposed by climate conditions by sequestering high proportions of questing ticks and producing an apparently shorter questing season (Dobson, 2014). We did not specifically address the co-feeding of larvae and nymphs on hosts, but the presence of one or two peaks of activity could influence the simultaneous presence of both stages on hosts and therefore impact the transmission rates of tick-transmitted pathogens, like the tick-borne encephalitis virus (Randolph et al., 1999). No infections by this virus have been detected in near sites (Barandika et al., 2010) and we should assume that even if weather conditions might result in an optimum rate of co-feeding among the immatures, the virus seems not yet introduced in Spain. As mentioned, the impact of the one- or two-peaks activity phenology on tick aggregation rates on hosts has not been addressed.

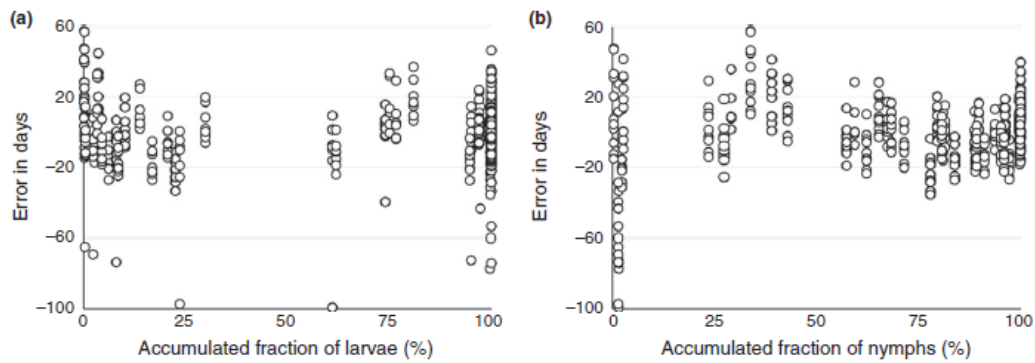


Figure 6.6. Calculation of the error between actual and predicted accumulated temperatures as the difference in days in which the total accumulated temperature is predicted compared to actual observations. (a) The error in days according to the accumulated scaled values of larval cohort (AML) used to predict the regression equations of the accumulated temperature. (b) The error in days according to the accumulated scaled values of larval cohort (AMN) used to predict the regression equations of the accumulated temperature.

Regressions among the abiotic variables and scaled densities of immature stages of *I. ricinus* obtained for the two collection sites were coherent, in the sense that one single framework is able to explain the observations from different time periods (with differing weather) with expected distinct host abundance and either unimodal or bimodal patterns of activity. The accumulated temperature best predicts the accumulation of larvae in the vegetation since the beginning of the year, which suggests that neither the temperature at the moment of collection nor the water stress (as indirectly measured by NDVI) are significant variables describing the seasonal accumulation of questing larvae.

We assumed the beginning of the year because the time of egg laying (and thus the beginning of egg development) is not known from field samplings. It is well documented that egg development consistently occurs at the beginning of spring because the resetting effect of cold winter temperatures (Gray, 1984, 1991). Our assumption, thus, is not completely reliable, but we considered as negligible the effect that the low temperatures around late autumn and winter may exert on developing eggs (Gray, 2008). The accumulated temperature necessary to describe the Interval of time necessary to ‘convert’ an AML(y) into an AMN (y + 1) is a value that depends on both AML and AMN, further modulated by the monthly average temperature and the accumulated NDVI. Thus, the AMN in the vegetation is regulated not only by the accumulated temperature for the larvae-nymph moult, but also by the current weather conditions, together with a modulating effect of mortality or activity cessation captured by the accumulated NDVI. Previous efforts to define the seasonal patterns of *I. ricinus* activity using remotely sensed information (i.e., Bisanzio et al., 2008) did not result in simple correlations, probably because of the use of absolute numbers of questing ticks instead of a simplification of the complete seasonality into scaled accumulated densities, which provides a more coherent background for regression (Eisen et al., 2002). It is interesting to note that the inclusion of the year and the site of surveys do not affect the combination of variables necessary to produce the best estimation of accumulated temperatures necessary to pass a cohort of larvae into a new cohort of nymphs. In ecological terms, this is interpreted as the same variables capturing the behavior of ticks, even if collected at a coarse temporal scale. It is of course necessary to produce separate equations for each site to produce the best fit. Therefore, one single equation cannot fit the patterns of field activity, but the same

variables are explaining the observed data. We demonstrated that the interval of values of AML(y) used to predict the accumulated temperature necessary to produce AMN (y + 1) are of importance. The error in days of these predictions using such early values of larval activities will be highest. If the purpose is to predict when nymphs will be active in 'y + 1', the values of larval activity at the beginning of its phenology the year before should not be used. In the same terms, it is complex to predict the beginning of the nymphal activity, with errors between 100 and 60 calendar days. This framework cannot tag the beginning of nymphal activity but has a low error (calendar days) when used to predict the rise of the nymphal cohort, in the range of ± 20 days.

Interestingly, the temperature variables used in this study do not assume the threshold of 6°C reported as the lower limit for the development and activity of *I. ricinus* (Gray, 1984) because better regressions were systematically obtained with raw temperature data without further corrections. We used monthly estimates of temperature, which obscured the daily (and even hourly) relationships between the ticks and the environment. Our results do not reject the hypothesis of a lower threshold for development and activity because of the temporal coarseness of the data collection but point to a better correlation between the observed accumulations of the active stages in the field with the raw abiotic variables without further modifications. An important feature of tick ecology that was not included in this assessment is the photoperiod. The effects of the shorter days in autumn and winter on the development and activity of the ticks were discussed thoroughly elsewhere (Belozarov, Fourie and Kok, 2002), and empirical demonstrations of these effects have been reported (Belozarov, 1972, 1995). The inclusion of the monthly values for light hours in the equations did not improve the reliability of the predictions and resulted in lower R² values. However, some effects derived from the photoperiod could be present but undetected in the complete set of regressions.

The protocols developed in this study can be applied to available reports on the seasonal activity of *I. ricinus* in its distribution range in order to evaluate whether the proposed dependence of the tick recruitment rates on a few environmental features is contextual to the region of study or a general predictive tool for assessing risk in large regions. Adaptation to local conditions allows species to exist over wide geographic ranges and aids in responses to changing environmental conditions. *I. ricinus* colonizes a large geographic area over which climatic conditions vary considerably (Gray, 1982; Barandika et al., 2006, 2010; Burri et al., 2007; Jouda et al., 2004; Gilbert, 2010). To adapt this framework to a wide geographic range requires the geographic variation in the physiological processes of the tick to be determined, something that has only been partially addressed (Rosà, Pugliese, Norman and Hudson, 2003; Rosà and Pugliese, 2007; Estrada-Peña et al., 2013) using either empirical or modelling approaches.

State-of-the-art modelling techniques for ticks include using a partial population matrix to evaluate the probability of a population of ticks persisting given the prevailing climate and host availability (Pugliese and Rosà, 2008). These approaches rely on adequate modelling of each physiological process of the tick and the densities of available hosts, which also display complex phenological patterns (Dobson et al., 2011a). Although accurate and reliable, these methods require an estimation of the densities of different hosts, as well as the attachment rates for each species of host and the density-dependent mortality processes when feeding on hosts. Although information on abiotic variables is widely available, the necessary data on hosts cannot be calculated for large territories. Thus, these otherwise powerful models are problematic for application in the

management of risk to humans over wide areas. The framework developed here shows that consistent, ecologically meaningful and repeatable relationships exist between remotely sensed, medium-resolution abiotic features and the recruitment of larval and nymphal ticks into the active stage. Such a relationship adequately estimates the accumulated temperature necessary for the temporal distribution of questing nymphs in the environment with prior field estimation of the larval phenology in the area of interest. In other words, given a collection of larvae in year 'y', an approximation of the phenology of the nymphs in the year 'y + 1' can be drawn using the temperature and NDVI. This approach would address risk, estimating the seasonal nymph patterns with continuous recording of abiotic parameters.

CAPÍTULO 7.

CONCLUSIONES Y TRABAJOS FUTUROS

7.1. Principales conclusiones.

El conjunto de aportaciones y conclusiones derivados de esta tesis doctoral se han logrado a partir de la generación y valoración de series temporales de productos de teledetección del sensor MODIS para su funcionalidad en el desarrollo de modelos de predicción del ciclo de vida de las garrapatas. Concretamente se ha valorado la validez de las variables temperatura y NDVI proporcionados por este sensor.

Los resultados alcanzados en el capítulo 6, en el cual se ajustan modelos del ciclo de vida de *I. ricinus* para dos localizaciones concretas, permiten afirmar que las variables temperatura y NDVI obtenidas de los productos MODIS son adecuadas ya que, aunque el modelo es limitado por la escala de trabajo espacial y temporal consideradas, presenta una correlación y ajuste significativo entre las fases del ciclo de esta garrapata y los datos abióticos aportados por MODIS, con un error (interpolado) inferior al de la escala temporal mínima del mismo. De esta forma, se considera que se ha añadido un ejemplo más de las aplicaciones de la teledetección en el área de la epidemiología/parasitología en donde, aunque en desarrollo en estos últimos años, este tipo de análisis aún no abunda.

A lo largo de todos los resultados parciales obtenidos en esta tesis, siempre se ha resaltado el hecho de que pequeñas diferencias en la captura de las variables explicativas pueden generar un error en los modelos de predicción elevado. Por ejemplo, se evidencia que mínimas diferencias diarias en los cálculos de temperatura repercuten en las estimaciones asociadas a la temperatura acumulada o al fotoperíodo al ser estas de escala anual. Esta realidad evidencia la necesidad de una adecuada selección, tratamiento y análisis de datos, siendo esta una cuestión fundamental en el estudio de las garrapatas una vez descrito su complejo ciclo de vida y su característico microhábitat.

Así, en esta tesis se ha dejado constancia de las limitaciones sistemáticas de las variables temperatura y NDVI obtenidas por MODIS para su uso en procesos de modelado de presencia de garrapatas. Estas limitaciones están relacionadas principalmente con su hora de paso por la zona de estudio y con ciertas anomalías asociadas a errores en la captura de la emisividad en regiones circundantes al círculo polar, en zonas desérticas y en determinadas zonas donde son frecuentes las nubes o las heladas.

Asimismo, hay que señalar que se debe tener en cuenta que el algoritmo de MODIS captura la información con una escala espacial superior al microhábitat de estas y ofrece datos de temperatura media de la superficie a escala diaria, mientras que el fotoperíodo, la temperatura acumulada y sus límites máximo y mínimo son las variables fundamentales de vital interés en el estudio de las garrapatas. Este hecho constata que siempre va a existir una determinada incertidumbre en cualquier tipo de modelo que emplee el dato de temperatura proporcionado por este sensor, si bien es cierto que esta incertidumbre estará también presente si se usan las bases de datos climáticas usadas en esta tesis. En el lado positivo de la balanza de utilizar los datos de temperatura proporcionados por MODIS está el hecho de que cuando se evalúan estos con respecto a modelos interpolados de esta misma variable hechos a partir de las bases de datos climáticas usadas en este trabajo, se comprueba su validez científica y su gran funcionalidad en el desarrollo de estudios a gran escala. Junto a esto, hay que destacar que su disponibilidad y capacidad multi-escala hace que se erija en una alternativa más accesible que las comentadas bases climáticas.

Con respecto al NDVI proporcionado por MODIS, se validó su función, con matices, como variable indirecta para representar los datos asociados de humedad aun con todas las limitaciones que tiene debido a su la influencia de factores biológicos (tipo de suelo, vegetación, evaporación, ciclo vegetal de crecimiento y desarrollo vegetal). A este respecto, reseñar que se comprobó que la precipitación, variable alternativa en muchos estudios para reflejar de forma indirecta la humedad, no está correlacionada en ningún caso con la humedad relativa y el déficit de saturación en un total de 198 puntos de nuestra zona de estudio.

En conclusión, en el contexto de la aplicación de técnicas de la teledetección en el desarrollo del estudio de la parasitología, se ha aportado a través del uso de datos procedentes de MODIS una propuesta de análisis que han permitido desarrollar un modelo de ciclo de desarrollo de las garrapatas significativo y válido a escala espacial de detalle. Así, los resultados obtenidos ofrecen una evidencia ecológica fuerte y sencilla a partir de la cual se pueden desarrollar modelos locales que permitan identificar los períodos de riesgo de presencia de garrapatas y facilitar con ello su prevención y control.

Junto con esto, la evaluación crítica de los productos MODIS de temperatura y NDVI a lo largo de todo el proceso ha permitido constatar su potencialidad, profundizar en la identificación de sus limitaciones para su uso en este campo, así como para señalar ante la facilidad de acceso a las fuentes de datos de la necesidad de su correcto procesado y valoración para el desarrollo con éxito de los procedimientos de análisis poniendo con ello en valor la figura del experto/investigador para la obtención de resultados significativos.

7.2 Trabajos futuros.

El modelo resultante en el capítulo 6 de la tesis constata las posibilidades que tienen las Tecnologías de la Información Geográfica (Teledetección y SIG) para construir modelos y herramientas para monitorizar el ciclo de vida de las garrapatas y facilitar la toma de decisiones respecto su control y prevención. Para ello, es necesario realizar tanto un correcto control del ciclo de vida de las mismas como del conjunto de variables (bióticas y abióticas) que lo determinan.

Sin embargo, sólo se ha podido constatar su utilidad a escala local, identificándose en el resto de capítulos debilidades en las dos variables predictoras para su uso regional o global. Así, parece necesario investigar si otras fuentes de datos de teledetección son capaces de superar las prestaciones de los productos MODIS testados.

Así, la necesidad de mejorar los datos de temperatura para perfeccionar los modelos requiere investigar la posibilidad de utilizar otras fuentes, como los propios datos de MODIS combinados en determinadas áreas con los de satélites meteorológicos o a partir de los proporcionados por estaciones meteorológicas.

Por su parte, aunque se ha mostrado que el NDVI se erige en una buena variable de obtenerla información de humedad de manera indirecta (mejor que la precipitación), parece conveniente explorar la utilidad del satélite SMOS de la ESA que, desde el año 2010, captura datos de esta variable con una resolución espacial de entre 40-50km y una resolución temporal de tres días, y del satélite SMAP de la NASA, que hace lo propio desde 2015, en este caso con una resolución espacial de 10km y una resolución temporal

media de 3 días.(Ofrece también un producto derivado con una resolución de 3km y 2 días para la mayor parte del hemisferio Norte) . Otra opción es la creación de redes de toma *in situ* del dato de humedad como, por ejemplo, REMEDHUS, situada en el territorio de Castilla y León (España) con una distribución de estaciones de medición directa que abarcan un área de 1300km².

Este trabajo ha buscado relaciones entre variables climáticas y datos de presencia y de desarrollo del ciclo de vida de garrapatas. Sin embargo, los SIG nos permiten integrar todo tipo de variables bióticas y abióticas. En el caso de un insecto parásito como las garrapatas con un ciclo de vida tan complejo será muy interesante seguir trabajando en este aspecto para poder incluir datos de hospedadores, vegetación etc. que permitan hacer estudios multicriterio en este aspecto, tal y como se realizan para otras especies en el campo de la medicina y la epidemiología (p.ej. para la malaria -Hanafi-Bojd et al., 2012, la gripe aviar -Paul et al., 2016-, o el cáncer -Brewer, 2006) .

De hecho, una cuestión que se plantea la profesión veterinaria es si existen los sistemas de vigilancia necesarios para enfrentarse a pautas sanitarias en transformación (Alder et al., 2008). El auge de los sistemas de transmisión de datos y comunicación (Wifi, radiofrecuencias, Bluetooth) permite la implantación de nuevos sensores o equipos remotos para la captura de datos de campo facilitan la correcta parametrización en el transcurso de esta tarea. Desde el campo de la Teledetección, la tecnología LiDAR puede resultar útil, ya que es capaz de modelizar con detalle características importantes de la estructura de la vegetación, usos del suelo y micro topografía que condicionan el hábitat de las garrapatas.

Finalmente, es evidente señalar que el desarrollo e integración de todas estas tecnologías para la mejora del control y predicción de la presencia de garrapatas y de su ciclo de vida a través de las TIG sería deseable para obtener una herramienta útil y eficaz de cara a la alerta temprana y gestión de alertas sanitarias relacionadas con estos parásitos.

CAPÍTULO 8.

REFERENCIAS

- Allen, T., Murray, K.A., Zambrana-Torrel, C., Morse, S.S., Rondinini, C., Di Marco, M., Breit, N., Olival, K.J., Daszak, P. (2017). Global Hotspots and Correlates of Emerging Zoonotic Diseases. *Nature Communications*, 8, 1124. <https://doi.org/10.1038/s41467-017-00923-8>.
- Alonso-Carné, J., García-Martín, A., Estrada Peña, A. (2013). Systematic errors in temperature estimates from MODIS data covering the western Palearctic and their impact on a parasite development model. *Geospatial Health*, 8(1), 1-12. <https://doi.org/10.4081/gh.2013.49>.
- Amato-Gauci, A.J., Zeller, H. (2012). Tick-borne encephalitis joins the diseases under surveillance in the European Union. *Euro Surveillance: European sur les maladies transmissibles - European communicable disease bulletin*, 17(42), 20299.
- Anderson, J.F. (2002). The natural history of ticks. *Medical Clinics of North America*, 86 (2), 205-218.
- Austin M.P. (2002). Spatial prediction of species distribution: an interface between ecological theory and statistical modelling. *Ecological Modelling*, 157(2-3), 101-118. [https://doi.org/10.1016/S0304-3800\(02\)00205-3](https://doi.org/10.1016/S0304-3800(02)00205-3)
- Barandika, J. F., Hurtado, A., Juste, R.A., García-Pérez, A.L. (2010). Seasonal dynamics of *Ixodes ricinus* in a 3-year period in northern Spain: first survey on the presence of tick-borne encephalitis virus. *Vector-Borne and Zoonotic Diseases*, 10(10), 1027–1035. <https://doi.org/10.1089/vbz.2009.0148>
- Barandika, J.F., Berriatua, E., Barral, M., Juste, R.A., Anda, P., García-Pérez, A.L. (2006). Risk factors associated with ixodid tick species distributions in the Basque region in Spain. *Medical and Veterinary Entomology*, 20,177–188. <https://doi.org/10.1111/j.1365-2915.2006.00619.x>
- Belozerov, V. N. (1972). An inversion of photoperiodic reaction which regulates the development and diapause in nymphs of the tick *Ixodes ricinus* L. (Acarina, Ixodidae) and mechanisms of the phenomenon. In *Problems of Photoperiodism and Diapause in Insects* (175–192). Leningrad University Press.
- Belozerov, V.N. (1982). Diapause and biological rhythms in ticks. In Frederick, D., Obenchain, R.G.,(eds), *Physiology of ticks* (pp.469-500) Pergamon. Biological Institute of the Academy of Sciences, Leningrad University. <https://doi.org/10.1016/B978-0-08-024937-7.50018-4>
- Belozerov, V. N. (1995). Some parameters of the two-step photoperiodic reaction controlling seasonal development of nymphs in the European forest tick *Ixodes ricinus* L. (Acarina: Ixodidae). *Parazitologiya*, 29, 240–249.
- Belozerov, V. N., Fourie, L., Kok, D.J. (2002). Photoperiodic control of developmental diapause in nymphs of prostriate ixodid ticks (Acari: Ixodidae). *Experimental and Applied Acarology*, 28, 163–168. <https://doi.org/10.1023/A:1025377829119>
- Benito, B., Lorite, J., Peñas, J. (2011). Simulating potential effects of climatic warming on altitudinal patterns of key species in Mediterranean-alpine ecosystems. *Climatic Change*, 108(3), 471-483. <https://doi.org/10.1007/s10584-010-0015-3>

- Berger, K. A., Wang, Y., Mather, T.N. (2013). MODIS-derived land surface moisture conditions for monitoring blacklegged tick habitat in southern New England. *International Journal of Remote Sensing*, 34(1), 73–85. <https://doi.org/10.1080/01431161.2012.705447>
- Beugnet, F., Marie, J.L. (2009). Emerging arthropod borne diseases of companion Animals in Europe. *Veterinary Parasitology*, 163(4), 298-305. <https://doi.org/10.1016/j.vetpar.2009.03.028>
- Bisanzio, D., Amore, G., Ragagli, C., Tomassone, L., Bertolotti, L., Mannelli, A. (2008). Temporal variations in the usefulness of Normalized Difference Vegetation Index as a predictor for *Ixodes ricinus* (Acari: Ixodidae) in a *Borrelia lusitaniae* focus in Tuscany, central Italy. *Journal of Medical Entomology*, 45(3), 547–555. <https://doi.org/10.1093/jmedent/45.3.547>
- Bonan, G.B. (2008). Forests and climate change: forcings, feedbacks, and the climate benefits of forests. *Science*, 320(5882), 1444-1449. <https://doi.org/10.1126/science.1155121>
- Brewer, C.A. (2006). Basic Mapping Principles for Visualizing Cancer Data Using Geographic Information Systems (GIS), *American Journal of Preventive Medicine*, 30(2), 25-36. <https://doi.org/10.1016/j.amepre.2005.09.007>.
- Brooker, R.W., Britton, A.J., Gimona, A., Lennon, J.J., Littlewood, N.A. (2011). *Literature review: species translocations as a tool for biodiversity conservation during climate change*. Scottish Natural Heritage Commissioned Report (440).
- Brownstein, J.S., Holford, T.R., Fish, D. (2003). A climate-based model predicts the spatial distribution of the Lyme disease vector *Ixodes scapularis* in the United States. *Environmental Health Perspectives*, 111(9), 1152–1164. <https://doi.org/10.1289/ehp.6052>
- Brownstein, J.S., Holford, T.R., Fish, D. (2005). Effect of Lyme disease risk in north America, *Ecohealth*, 2(1), 38-46.
- Bunn, A.G., Goetz, S.J. (2006). Trends in satellite-observed circumpolar photosynthetic activity from 1982 to 2003: the influence of seasonality, cover type, and vegetation density. *Earth Interactions*, 10(12), 1–19. <https://doi.org/10.1175/EI190.1>
- Burri, C., Bastic, V., Maeder, G., Patalas, E., Gern, L. (2011). Microclimate and the zoonotic cycle of tick-borne encephalitis virus in Switzerland. *Journal of Medical Entomology*, 48(3), 615–627. <https://doi.org/10.1603/ME10180>
- Burri, C., Cadenas, F., Douet, V., Moret, J., Gern, L. (2007). *Ixodes ricinus* density and infection prevalence of *Borrelia burgdorferi* sensu lato along a North-facing altitudinal gradient in the Rhone Valley (Switzerland). *Vector Borne and Zoonotic Diseases*, 7(1), 50–58. <https://doi.org/10.1089/vbz.2006.0569>
- Bursali, A., Tekin, S., Keskin, A., Ekici, M., Dundar, E. (2011). Species diversity of ixodid ticks feeding on humans in Amasya, Turkey: seasonal abundance and presence of Crimean-Congo hemorrhagic fever virus. *Journal of Medical Entomology*, 48(1), 85–93. <https://doi.org/10.1603/ME10034>

Bustamante, J. (2003). Cartografía predictiva de variables climáticas: comparación de distintos modelos de interpolación de la temperatura en España peninsular. *Graelsia*, 59 (2-3), 359-376.

Campbell-Lendrum, D., Manga, L., Bagayoko, M., Sommerfeld, J. (2015). Climate change and vector-borne diseases: what are the implications for public health research and policy? *Philosophical Transactions of the Royal Society B: Biological Sciences*, 370(1665), 20130552. <https://doi.org/10.1098/rstb.2013.0552>

Casati, S., Bernasconi, M., Gern, L., Piffaretti, J.-C. (2008). Assessment of intraspecific mtDNA variability of European *Ixodes ricinus* sensu stricto (Acari: Ixodidae). *Infection, Genetics and Evolution.*, 8, 152–158.

Chrysanthou, A., Van der Schrier, G., Van den Besselaar, E. J. M., Klein, G., Tank, A. M., Brandsma, T. (2014), The effects of urbanization on the rise of the European temperature since 1960. *Geophysical Research Letters*, 41, 7716–7722. <https://doi.org/10.1002/2014GL061154>.

Cumming, G.S. (2002) Comparing climate and vegetation as limiting factors for species ranges of African ticks. *Ecology-Ecological society of America*, 83(1), 255–268.

Daniel, M., Materna, J., Honig, V., Metelka, L., Danielova, V., Harcarik, J., Kliegrová, S., Grubhoffer, L. (2009). Vertical distribution of the tick *Ixodes ricinus* and tick-borne pathogens in the northern Moravian mountains correlated with climate warming (Jeseniky Mts., Czech Republic), *Central European Journal of Public Health*, 17(3), 139-45.

Daniel, M., Vrablík, T., Valter, J., Kriz, B., Danielova, V. (2010). The tickpro computer program for predicting *Ixodes ricinus* host-seeking activity and the warning system published on websites. *Central European Journal of Public Health*, 18, 230–238.

Danielova, V., Rudenko, N., Daniel, M., Holubova, J., Materna, J., Golovchenko, M., Schwarzova, L. (2006). Extension of *Ixodes ricinus* ticks and agents of tick-borne diseases to mountain areas in the Czech Republic. *International Journal of Medical Microbiology*, 296, 48-53.

Daniels, T.J., Falco, R.C., Curran, K.L., Fish, D. (1996). Timing of *Ixodes scapularis* (Acari: Ixodidae) oviposition and larval activity in southern New York. *Journal of Medical Entomology*, 33, 140–147.

Dantas-Torres, F. (2015). Climate change, biodiversity, ticks and tick-borne diseases: The butterfly effect. *International Journal for Parasitology: Parasites and Wildlife*, 4(3), 452-461.

Day, M.J. (2011). One health: the importance of companion animal vector-borne diseases *Parasites & Vectors*, 4, 49. <https://doi.org/10.1186/1756-3305-4-49>.

Deblauwe, V., Droissart, V., Bose, R., Sonké, B., Blach-Overgaard, A., Svenning, J.-C., Wieringa, J.J., Ramesh, B.R., Stévant, T., Couvreur, T.L.P. (2016). Remotely sensed temperature and precipitation data improve species distribution modelling in the tropics. *Global Ecology and Biogeography*, 25, 443-454.

Deidda, R., Marrocu, M., Caroletti, G., Pusceddu, G., Langousis, A., Lucarini, V., Puliga, M., Speranza, A. (2013). Regional climate models' performance in representing precipitation and temperature over selected Mediterranean areas. *Hydrology and Earth System Sciences*, 17, 5041-5059. <https://doi.org/10.5194/hess-17-5041-2013>.

Diuk-Wasser, M.A., Gatewood, A.G., Cortinas, M.R., Yaremych-Hamer, S., Tsao, J., Kitron, U., Hickling, G., Brownstein, J.S., Walker, E., Piesman, J., Fish, D. (2006). Spatiotemporal patterns of host-seeking *Ixodes scapularis* nymphs (Acari: Ixodidae) in the United States. *Journal of Medical Entomology*, 43, 166–176.

Dobson, A.D., Finnie, T.J.R., Randolph, S.E. (2011a). A modified matrix model to describe the seasonal population ecology of the European tick *Ixodes ricinus*. *Journal of Applied Ecology*, 48, 1017-1028. <https://doi.org/10.1111/j.1365-2664.2011.02003.x>.

Dobson, A. D., Taylor, J.L., Randolph, S.E. (2011b). Tick (*Ixodes ricinus*) abundance and seasonality at recreational sites in the UK: Hazards in relation to fine-scale habitat types revealed by complementary sampling methods. *Ticks and Tick-borne Diseases*, 2(2), 67–74. <https://doi.org/10.1016/j.ttbdis.2011.03.002>

Dobson, A. D. (2014). History and complexity in tick-host dynamics: discrepancies between ‘real’ and ‘visible’ tick populations. *Parasites & Vectors*, 7, 231. <https://doi.org/10.1186/1756-3305-7-231>

Durden, L.A. (2006) Taxonomy, host associations, life cycles and vectorial importance of ticks parasitizing small mammals. In Morand, S., Krasnov, B.R., Poulin, R. (eds) *Micromammals and Macroparasites: From Evolutionary Ecology to Management*. (91-102). Springer. https://doi.org/10.1007/978-4-431-36025-4_6

EFSA Panel on Animal Health and Welfare (AHAW) (2010) Scientific Opinion on Geographic Distribution of Tick-borne Infections and their Vectors in Europe and the other Regions of the Mediterranean Basin. *European Food Safety Authority Journal*, 8(9), 1723(259pp). www.efsa.europa.eu/efsajournal.htm.

Eisen, L., Eisen, R.J., Lane, R.S. (2002). Seasonal activity patterns of *Ixodes pacificus* nymphs in relation to climatic conditions. *Medical and Veterinary Entomology*, 16(3), 235–244. <https://doi.org/10.1046/j.1365-2915.2002.00372.x>

Eisen, R. J., Eisen, L., Lane, R.S. (2005). Remote sensing (normalized difference vegetation index) classification of risk versus minimal risk habitats for human exposure to *Ixodes pacificus* (Acari: Ixodidae) nymphs in Mendocino County, California. *Journal of Medical Entomology*, 42(1), 75–81. <https://doi.org/10.1093/jmedent/42.1.75>

Elith, J., Phillips, S., Hastie, T., Dudik, M., Chee, Y., Yates, C. A. (2011). Statistical explanation of MaxEnt for ecologists. *Diversity and Distributions*, 17, 43-57. <https://doi.org/10.1111/j.1472-4642.2010.00725.x>

Emamifar, S., Rahimikhoob, A., Noroozi, A.A. (2013). Daily mean air temperature estimation from MODIS land surface temperature products based on M5 model tree. *International Journal of Climatology*, 33(15), 3174-3181. <https://doi.org/10.1002/joc.3655>.

- Estrada-Peña, A. (1999a). Geostatistics as predictive tools to estimate *Ixodes ricinus* (Acari: Ixodidae) habitat suitability in the western Palearctic from AVHRR satellite imagery. *Experimental and Applied Acarology*, 23, 337–349. <https://doi.org/10.1023/A:1006179318393>
- Estrada-Peña, A. (1999b). Geostatistics and remote sensing using NOAA-AVHRR satellite imagery as predictive tools in tick distribution and habitat suitability estimations for *Boophilus microplus* (Acari: Ixodidae) in South America. *Veterinary Parasitology*, 81(1), 73-82. [https://doi.org/10.1016/S0304-4017\(98\)00238-6](https://doi.org/10.1016/S0304-4017(98)00238-6)
- Estrada-Peña, A., Ayllón, N., de la Fuente, J. (2012). Impact of climate trends on tick-borne pathogen transmission. *Frontiers in Physiology*, 3, 64-79. <https://doi.org/10.3389/fphys.2012.00064>
- Estrada-Peña, A., Estrada-Sánchez, A., Estrada-Sánchez, D., de la Fuente, J. (2013). Assessing the effects of variables and background selection on the capture of the tick climate niche. *International Journal of Health Geographics*, 12(1),43. <https://doi.org/10.1186/1476-072X-12-43>
- Estrada-Peña, A., Estrada-Sánchez, D. (2014). Deconstructing *Ixodes ricinus*: a partial matrix model allowing mapping of tick development, mortality and activity rates. *Medical and Veterinary Entomology*, 28(1), 35–49. <https://doi.org/10.1111/mve.12009>
- Estrada-Peña, A., Estrada-Sánchez, A., de la Fuente, J.(2014). A Global Set of Fourier-Transformed Remotely Sensed Covariates for the Description of Abiotic Niche in Epidemiological Studies of Tick Vector Species. *Parasites Vectors*, 7, 302. <https://doi.org/10.1186/1756-3305-7-302>.
- Estrada-Peña, A., Gray, J.S., Kahl, O., Lane, R.S., Nijhof, A.M. (2013). Research on the ecology of ticks and tick-borne pathogens—methodological principles and caveats. *Frontiers in Cellular and Infection Microbiology*, 3. <https://doi.org/10.3389/fcimb.2013.00029>.
- Estrada-Peña, A., Martínez, J.M., Acedo, C.S., Quilez, J., Del Cacho, E. (2004a) Phenology of the tick, *Ixodes ricinus*, in its southern distribution range (central Spain). *Medical and Veterinary Entomology*, 18(4),387–397. <https://doi.org/10.1111/j.0269-283X.2004.00523.x>
- Estrada-Peña, A., Mihalca, A.D., Petney, T. (2017) *Ticks of Europe and North Africa. A Guide to Species Identification*. Springer.
- Estrada-Peña, A., Quílez, J., Sánchez-Acedo, C. (2004b). Species composition, distribution, and ecological preferences of the ticks of grazing sheep in north-central Spain. *Medical and Veterinary Entomology*, 18(2), 123–133. <https://doi.org/10.1111/j.0269-283X.2004.00486.x>
- Estrada-Peña, A., Venzal, J.M., Sánchez-Acedo, C. (2006). The tick *Ixodes ricinus*: distribution and climate preferences in the western Palearctic. *Medical and Veterinary Entomology*, 20(2), 189–197. <https://doi.org/10.1111/j.1365-2915.2006.00622.x>
- Estrada-Peña, A., Venzal, J.M. (2007). Climate niches of tick species in the Mediterranean region: modeling of occurrence data, distributional constraints, and impact of climate change. *Journal of Medical Entomology*, 44(6), 1130-1138.

Field, C.B. (2012). *Managing the risks of extreme events and disasters to advance climate change adaptation: special report of the intergovernmental panel on climate change*. Cambridge University Press.

Fordham, D.A., Akçakaya, H.R., Araújo, M.B., Keith, D.A., Brook, B.W. (2013). Tools for integrating range change, extinction risk and climate change information into conservation management. *Ecography*, 36(9), 956-964. <https://doi.org/10.1111/j.1600-0587.2013.00147.x>

Franke, J., Hildebrandt, A., Dorn, W. (2013). Exploring gaps in our knowledge on Lyme *borreliosis spirochaetes*: updates on complex heterogeneity, ecology, and pathogenicity. *Ticks and Tick-Borne Diseases*, 4(1-2), 11–25. <https://doi.org/10.1016/j.ttbdis.2012.06.007>

Geiger, R. (1965). The climate near the ground. *Mass*, 611. Cambridge University.

Gilbert, L. (2010). Altitudinal pattern of tick and host abundance: a potential role for climate change in regulating tick-borne diseases? *Oecologia*, 162, 217–225.

Gray, J.S. (1982). The development and questing activity of *Ixodes ricinus* (L) (Acari, Ixodidae) under field conditions in Ireland. *Bulletin of Entomological Research*, 72(2), 263–270.

Gray, J.S. (1984). Studies on the dynamics of active populations of the sheep tick, *Ixodes ricinus* L. in Co, Wicklow, Ireland. *Acarology*, 25(2), 167–178.

Gray, J.S. (1991). The development and seasonal activity of the tick *Ixodes ricinus*: a vector of *Lyme borreliosis*. *Medical and Veterinary Entomology*, 79, 323–333

Gray, J.S. (2008). *Ixodes ricinus* seasonal activity: Implications of global warming indicated by revisiting tick and weather data. *International Journal of Medical Microbiology*, 298(1), 19–24. <https://doi.org/10.1016/j.ijmm.2007.09.005>

Gray, J.S., Dautel, H., Estrada-Peña, A., Kahl, O., Lindgren, E. (2009). Effects of climate change on ticks and tick-borne diseases in Europe. *Interdisciplinary Perspectives on Infectious Diseases*. <https://doi.org/10.1155/2009/593232>.

Guerra, M., Walker, E., Jones, C., Paskewitz, S., Cortinas, M.R., Stancil, A., Kitron, U. (2002). Predicting the risk of Lyme disease: habitat suitability for *Ixodes scapularis* in the North central United States. *Emerging. Infectious Diseases journal* 8(3), 289–297.

Guinat, C., Gogin, A., Blome, S., Keil, G., Pollin, R., Pfeiffer, D. U., Dixon, L. (2016). Transmission routes of African swine fever virus to domestic pigs: current knowledge and future research directions. *The Veterinary record*, 178(11), 262–267. <https://doi.org/10.1136/vr.103593>

Guis, H., Caminade, C., Calvete, C., Morse, A.P., Tran, A., Baylis, M. (2012). Modelling the effects of past and future climate on the risk of bluetongue emergence in Europe. *Journal of the Royal Society Interface*, 9(67), 339-350. <https://doi.org/10.1098/rsif.2011.0255>

Guisan, A. y Zimmermann, N.E. (2000). Predictive habitat distribution models in ecology. *Ecological Modelling*, 135(2-3), 147-186. [https://doi.org/10.1016/S0304-3800\(00\)00354-9](https://doi.org/10.1016/S0304-3800(00)00354-9)

Guisan, G. y Thuiller, W. (2005). Predicting species distribution: offering more than simple habitat models. *Ecology Letters*, 8(9), 993-1009. <https://doi.org/10.1111/j.1461-0248.2005.00792.x>

Hanafi-Bojd, A.A., Vatandoost, H., Oshaghi, M.A., Charrahy, Z., Haghdoost, A.A., Zamani, G., Abedi, F., Sedaghat, M.M., Soltani, M., Shahi, M., Raeisi, A. (2012). Spatial analysis and mapping of malaria risk in an endemic area, south of Iran: A GIS based decision making for planning of control, *Acta Tropica*, 122(1), 132-137. <https://doi.org/10.1016/j.actatropica.2012.01.003>.

Hancock, P.A., Brackley, R., Palmer, S.C.F. (2011). Modelling the effect of temperature variation on the seasonal dynamics of *Ixodes ricinus* populations. *International Journal for Parasitology*, 41(5), 513-522. <https://doi.org/10.1016/j.ijpara.2010.12.012>

Hay, S.I., Packer, M.J., Rogers, D.J. (1997). The impact of remote sensing on the study and control of invertebrate intermediate hosts and vectors for disease. *International Journal of Remote Sensing*, 18(14), 2899-2930. <https://doi.org/10.1080/014311697217125>

Hay, S.I., Tatem, A.J., Graham, A.J., Goetz, S.J., Rogers, D.J. (2006). Global environmental data for mapping infectious disease distribution. *Advances Parasitology*, 62, 37-77. [https://doi.org/10.1016/S0065-308X\(05\)62002-7](https://doi.org/10.1016/S0065-308X(05)62002-7)

Haylock, M.R., Hofstra, N., Klein Tank, A.M.G., Klok, E.J., Jones, P.D., New, M. (2008). A European daily high-resolution gridded data set of surface temperature and precipitation for 1950–2006. *Journal of Geophysical Research: Atmospheres*, 113(D20), D20119

Hengl, T., Heuvelink, G.B.M., Percec, T.M., Pebesma, E. (2011). Spatio-temporal prediction of daily temperatures using timeseries of MODIS LST images. *Theoretical and Applied Climatology*, 107, 265-277. <https://doi.org/10.1007/s00704-011-0464-2>

Herrmann, C., Gern, L. (2013). Survival of *Ixodes ricinus* (Acari: Ixodidae) nymphs under cold conditions is negatively influenced by frequent temperature variations. *Ticks & Tick-Borne Diseases*, 4(5), 445–451. <https://doi.org/10.1016/j.ttbdis.2013.05.002>

Herrmann, C., Gern, L. (2015). Search for blood or water is influenced by *Borrelia burgdorferi* in *Ixodes ricinus*. *Parasites & vectors*, 8, 6. <https://doi.org/10.1186/s13071-014-0526-2>

Hijmans, R.J., Cameron, S.E., Parra, J.L., Jones, P.G., Jarvis, A., (2005). Very high-resolution interpolated climate surfaces for global land areas. *International journal of climatology*, 25(15), 1965-1978.

Hofstra, N., Haylock, M., New, M., Jones, P.D. (2009). Testing E-OBS European high-resolution gridded data set of daily precipitation and surface temperature. *Journal Geophysical Research*, 114, D21101.

Hofstra, N., New, M., McSweeney, (2010). The influence of interpolation and station network density on the distributions and trends of climate variables in gridded daily data. *Climate Dynamics*, 35(5), 841. <https://doi.org/10.1007/s00382-009-0698-1>

Hutchinson, M.F. (1997). *ANUSPLIN* Versión 3.2 Disponible en: <http://cres.anu.edu.au/software/anusplin.html> (Consulta: 18.10.2020).

- Ichii, L., Kawabata, A., Yamaguchi, Y. (2002) Global correlation analysis for NDVI and climatic variables and NDVI trends: 1982–1990. *International Journal of Remote Sensing*, 23(18), 3873–3878. <https://doi.org/10.1080/01431160110119416>
- Jaenson, T.G.T., Eisen, L., Comstedt, P., Mejlön, H.A., Lindgren, E., Bergström, S., Olsen, B. (2009). Risk indicators for the tick *Ixodes ricinus* and *Borrelia burgdorferi* sensu lato in Sweden. *Medical and Veterinary Entomology*, 23, 226–237.
- Jaenson, T.G.T., Jaenson, D.G.E., Eisen, L., Petersoon, E., Lindgren, E. (2012). Changes in the geographical distribution and abundance of the tick *Ixodes ricinus* during the past 30 years in Sweden. *Parasit Vectors* 5, 8.
- Jaenson, T.G.T., Lindgren, E. (2011). The range of *Ixodes ricinus* and the risk of contracting *Lyme borreliosis* will increase northwards when the vegetation period becomes longer. *Ticks and Tick-borne Diseases*, 2(1), 44-49. <https://doi.org/10.1016/j.ttbdis.2010.10.006>
- Janatian, N., Sadeghi, M., Sanaeinejad, S.H., Bakhshian, E., Farid, A., Hasheminia, S.M., Ghazanfari, S. (2017). A statistical framework for estimating air temperature using MODIS land surface temperature data. *International Journal of Climatology*, 37(3), 1181-1194. <https://doi.org/10.1002/joc.4766>.
- Jin, M., Dickinson, R.E. (2010). Land surface skin temperature climatology: benefitting from the strengths of satellite observations. *Environmental Research Letters*, 5(4), 1-13.
- Jones, K., Patel, N.G., Levy, M.A., Storeygard, A., Balk, D., Gittleman, J.L., Daszak, P. (2008). Global trends in emerging infectious diseases, *Nature*, 451(7181), 990-993.
- Jonsson, N. N., Mayer, D. G., Matschoss, A. L., Green, P. E., Ansell, J. (1998). Production effects of cattle tick (*Boophilus microplus*) infestation of high yielding dairy cows. *Veterinary parasitology*, 78(1), 65–77. [https://doi.org/10.1016/s0304-4017\(98\)00118-6](https://doi.org/10.1016/s0304-4017(98)00118-6).
- Jouda, F., Perret, J.-L., Gern, L. (2004). *Ixodes ricinus* density, and distribution and prevalence of *Borrelia burgdorferi* sensu lato infection along an altitudinal gradient. *Journal of Medical Entomology*. 41(2), 162–169.
- Justice, C.O., Townshend, J.R.G., Vermote, E.F., Masuoka, E., Wolfe, R.E., Saleous, N., Roy, D.P., Morisette, J.T. (2002). An overview of MODIS land data processing and product status. *Remote Sensing of Environment*, 83(1-2), 3-15. [https://doi.org/10.1016/S0034-4257\(02\)00084-6](https://doi.org/10.1016/S0034-4257(02)00084-6)
- Kahl, O., Alidousti, I. (1997). Bodies of liquid water as a source of water gain for *Ixodes ricinus* ticks (Acari: Ixodidae). *Experimental and Applied Acarology*, 21, 731–746
- Kahl, O., Knülle, W. (1988). Water vapour uptake from subsaturated atmospheres by engorged immature ixodid ticks. *Experimental and Applied Acarology*, 4, 73–83
- Kawabata, A., Ichii, K., Yamaguchi, Y. (2001). Global monitoring of interannual changes in vegetation activities using NDVI and its relationships to temperature and precipitation. *International Journal of Remote Sensing*, 22(7), 1377–1382

- Kerr, Y.H., Waldteufel, P., Wigneron, J.P., De Iwart, S., Cabot, F., Boutin, J., Escorihuela, M.J., Font, J., Reul, N., Gruhier, C., Juglea, S.E., Drinkwater, M.R., Hahne, A., Martin-Neira, M., Mecklenburg, S. (2010). The SMOS Mission: new tool for monitoring key elements of the global water cycle. *Proceedings of the IEEE*, 98, 666–687
- Kessler, W.H., Ganser, C., Glass, G.E. (2019). Modeling the Distribution of Medically Important Tick Species in Florida. *Insects*, 10(7), 190. <https://doi.org/10.3390/insects10070190>
- Kitron, U. y Kazmierczak, J.J. (1997). Spatial analysis of the distribution of Lyme disease in Wisconsin. *American Journal of Epidemiology*, 145(6), 558–566. <https://doi.org/10.1093/oxfordjournals.aje.a009145>
- Klene, A.E., Nelson, F.E., Shiklomanov, N.I. (2001). The N-factor in Natural Landscapes: Variability of Air and Soil-Surface Temperatures, Kuparuk River Basin, Alaska, USA., *Arctic and Alpine Research*, 33(2), 140-148.
- Knülle, W., Wharton, G.W. (1964). Equilibrium humidities in arthropods and their ecological significance. *Acarology*, 6, 299–306.
- Korenberg, E. I. (2000). Seasonal population dynamics of *Ixodes* ticks and tick-borne encephalitis virus. *Experimental and Applied Acarology*, 24(9), 665–681.
- Land Processes DAAC USGS Earth Resources Observation and Science (EROS) Center(2011) *MODIS Reprojection tool user's manual Release 4.1*. https://lpdaac.usgs.gov/sites/default/files/public/mrt41_usermanual_032811.pdf (accessed on 1 August 2020).
- Landa, R., Magaña, V., Neri, C. (2008). Agua y clima: elementos para la adaptación al cambio climático. *Semarnat*, N° 363.7387, L3.
- Latapia, T. (2017) *The Impact of Climate Trends on a Tick Affecting Public Health: A Retrospective Modeling Approach for Hyalomma marginatum* (Ixodidae).Tesis Doctoral , Estrada-Peña, A., de la Fuente, J.(Dir). Universidad de Zaragoza
- Lees, A.D. (1946). The water balance in *Ixodes ricinus* L. and certain other species of ticks. *Parasitology*, 37(1-2), 1–20. <https://doi.org/10.1017/S0031182000013093>
- Lees, A.D., Milne, A. (1951). The seasonal and diurnal activities of individual sheep ticks (*Ixodes ricinus* L). *Parasitology*, 41(3-4),189–208. <https://doi.org/10.1017/S0031182000084031>.
- Leighton, P.A., Koffi, J.K., Pelcat, Y., Lindsay, L.R, Ogden, N.H. (2012). Predicting the speed of tick invasion: an empirical model of range expansion for the Lyme disease vector *Ixodes scapularis* in Canada. *Journal of Applied Ecology*, 49(2), 457-464. <https://doi.org/10.1111/j.1365-2664.2012.02112.x>
- Leschnik, M., Kirtz, G., Tichy, A., Leidinger, E. (2008). Seasonal occurrence of canine babesiosis is influenced by local climate conditions. *International Journal of Medical Microbiology*, 298(1), 243–248. <https://doi.org/10.1016/j.ijmm.2008.03.008>
- Li, B., Tao, S., Dawson, R.W. (2002). Relations between AVHRR NDVI and ecoclimatic parameters in China. *International Journal of Remote Sensing*, 23(5), 989–999. <https://doi.org/10.1080/014311602753474192>

Liang, S., Liu, R.G., Liu, J.Y. (2006). Estimation of systematic errors of MODIS thermal infrared bands. *IEEE Geoscience and Remote Sensing letters*, 3(4),541-545.

Lindgren, E., Tälleklint, L., Polfeldt, T. (2000). Impact of climatic change on the northern latitude limit and population density of the disease-transmitting European tick *Ixodes ricinus*. *Environmental Health Perspectives*, 108(2), 119–123. <https://doi.org/10.1289/ehp.00108119>

Lindsay, L.R., Mathison, S.W., Barker, I.K., Mcewen, S.A., Gillespie, T.J., Surgeoner, G.A. (1999). Microclimate and habitat in relation to *Ixodes scapularis* (Acari: Ixodidae) populations on Long Point, Ontario, Canada. *Journal of Medical Entomology*, 36(3), 255–262. <https://doi.org/10.1093/jmedent/36.3.255>

Liu S., Tian, J., Su, H., Wu, Y. (2016). Evaluating four remote sensing methods for estimating surface air temperature on a regional scale. *American Meteorological. Society*, 56(3), 803-814. <https://doi.org/10.1175/JAMCD-16-0188.1>

Lorenz, E. (1963). Deterministic no periodic flow. *Journal of the Atmospheric Sciences*, 20(2), 130-141. [https://doi.org/10.1175/1520-0469\(1963\)020%3C0130:DNF%3E2.0.CO](https://doi.org/10.1175/1520-0469(1963)020%3C0130:DNF%3E2.0.CO)

Márquez-Jiménez, F.J., Hidalgo-Pontiveros, A., Contreras-Chova, F., Rodríguez-Liéban, J.J., Muniain-Ezcurra, M.A. (2005). Las garrapatas (Acarina: Ixodidae) como transmisores y reservorios de microorganismos patógenos en España. *Enfermedades Infecciosas y Microbiología Clínica*, 23(2), 94-102. <https://doi.org/10.1157/13071613>

Martínez-Mier, J. (2016) *Características morfológicas de las garrapatas*. Curso de Actualización en Rumiantes: Brucelosis, Tuberculosis, Rabia Bovina y Garrapatas. Asociación Médicos Veterinarios Zootecnistas & Bayer.

McLeman, R. (2013). Developments in modelling of climate change-related migration. *Climatic Change*, 117(3), 599-611.

Medlock, J. M., Hansford, K.M., Bormane, A., Derdakova, M., Estrada-Peña, A., George, J.C., Van Bortel, W. (2013). Driving forces for changes in geographical distribution of *Ixodes ricinus* ticks in Europe. *Parasites & Vectors* 6. <https://doi.org/10.1186/1756-3305-6-1>

Meeus, J. (1991). *Astronomical Algorithms*. Willmann-Bell Inc.

Mehlhorn, H. (2008). Tick Bites: Effects in Animals. In Mehlhorn,H. (eds) *Encyclopedia of Parasitology*. Springer. https://doi.org/10.1007/978-3-540-48996-2_3174

Mertens, M., Schmidt, K., Ozkul, A., Groschup, M.A. (2013). The impact of Crimean-Congo hemorrhagic fever virus on public health. *Antiviral Research*, 98(2), 248-260. <https://doi.org/10.1016/j.antiviral.2013.02.007>

Metzger, M.J., Bunce, R.G.H., Jongman, R.H.G., Sayre, R., Trabucco, A., Zomer, R. (2013) High-resolution bioclimate map of the world: A unifying framework for global biodiversity research and monitoring. *Global Ecology and Biogeography*, 22, 630–638.

Mildrexler, D.J., Zhao, M., Running, S.W. (2011). A global comparison between station air temperatures and MODIS land surface temperatures reveals the cooling role of

forests, *Journal of Geophysical Research*, 116(G3),15 G03025. <https://doi.org/10.1029/2010JG001486>

Molyneux, N., Soares, I., Neto, F. (2014). Modeling current and future climates using WorldClim and diva software: case studies from Timor Leste and India. *Journal of Crop Improvement*, 28(5), 619–640. <https://doi.org/10.1080/15427528.2014.924369>

Moreno, A., Hasenauer, H. (2016). Spatial downscaling of European climate data. *International Journal of Climatology*, 36(3), 1444-1458. <https://doi.org/10.1002/joc.4436>

Mücher, C.A., Klijn, J.A. Wascher, D.M., Schaminée, J.H.J. (2010). A new European Landscape Classification (LANMAP): A transparent, flexible and user-oriented methodology to distinguish landscapes. *Ecology. Indicators*, 10(1), 87-103. <https://doi.org/10.1016/j.ecolind.2009.03.018>

Munderloh, U.G., Kurtti, T.J. (2011). *Emerging and re-emerging tick-borne diseases: new challenges at the interface of human and animal health*. In Workshop Critical needs and gaps in understanding prevention, amelioration, and resolution of lyme and other tick-borne diseases: the short-term and longterm outcomes. Committee on Lyme Disease and other Tick-Borne disease. Institute of Medicine (US). Washington, DC.

Needham, G. R., Teel, P. D. (1991). Off-host physiological ecology of ixodid ticks. *Annual review of entomology*, 36, 659–681. <https://doi.org/10.1146/annurev.en.36.010191.003303>

Neteler, M. (2010). Estimating Daily Land Surface Temperatures in mountainous environments by reconstructed MODIS LST Data. *Remote Sensing*, 2(1), 333-351. <https://doi.org/10.3390/rs1020333>

Neteler, M., Metz, M. (2014). *MODIS and vector-borne diseases. Special issue Earth Observation for Health*. IEEE Earthzine, 4.

Neteler, M., Roiz, D., Rocchini, D., Castellani, C., Rizzoli, A. (2011). Terra and Aqua satellites track tiger mosquito invasion: modeling the potential distribution of *Aedes albopictus* in northeastern Italy. *International Journal Health Geographics*, 10, 49. <https://doi.org/10.1186/1476-072X-10-49>

Ogden, N.H., Barker, I.K., Beauchamp, G., Brazeau, S., Charron, D.F., Maarouf, A., Morshed, M.G., O'Callaghan, C.J., Thompson, R.A., Waltner-Toews, D., Waltner-Toews, M., Lindsay, L.R. (2006). Investigation of ground level and remote-sensed data for habitat classification and prediction of survival of *Ixodes scapularis* in habitats of southeastern Canada. *Journal of Medical Entomology*. 43(2), 403–414.

Ogden, N.H., Maarouf, A., Barker, I.K., Bigras-Poulin, M., Lindsay, L.R., Morshed, M.G., O'Callaghan, C.J., Ramay, F., Waltner-Toews, D., Charron, D.F. (2005). Climate change and the potential for range expansion of the Lyme disease vector *Ixodes scapularis* in Canada. *International Journal Parasitology*, 36(1), 63-70. <https://doi.org/10.1016/j.ijpara.2005.08.016>

- Ogden, N.H., St-Onge, L., Barker, I.K., Brazeau, S., Bigras-Poulin, M., Charron, D.F., Francis, C.M., Heagy, A., Lindsay, L.R., Maarouf, A., Michel, P., Milord, F., O'Callaghan, C.J., Trudel, L., Thompson, R.A. (2008). Risk maps for range expansion of the Lyme disease vector, *Ixodes scapularis*, in Canada now and with climate change. *International Journal Health Geographics*, 7, 24–35. <https://doi.org/10.1186/1476-072X-7-24>
- Olson, D. M., Dinerstein, E., Wikramanayake, E. D., Burgess, N. D., Powell, G. V. N., Underwood, E. C., D'Amico, J. A., Itoua, I., Strand, H. E., Morrison, J. C., Loucks, C. J., Allnutt, T. F., Ricketts, T. H., Kura, Y., Lamoreux, J. F., Wettengel, W. W., Hedao, P., Kassem, K. R. (2001). Terrestrial ecoregions of the world: a new map of life on Earth. *Bioscience*, 51(11), 933-938.
- Ostfeld, R.S., Glass, G.E., Keesing, F. (2005). Spatial epidemiology: an emerging (or re-emerging) discipline. *Trends in Ecology&Evolution*, 20(6), 328–336. <https://doi.org/10.1016/j.tree.2005.03.009>
- Ozdenerol,E.(2015). GIS and Remote Sensing Use in the Exploration of Lyme Disease Epidemiology. *International journal of environmental and public health*, 12(12), 15182-15203. <https://doi.org/10.3390/ijerph121214971>
- Patz, J.A., Graczyk, T.K., Geller, N., Vittor, A.Y. (2000) Effects of environmental change on emerging parasitic diseases. *International Journal of Parasitology*, 30(12), 1395–405.
- Paul, M., Goutard, F., Roulleau. (2016). Quantitative assessment of a spatial multicriteria model for highly pathogenic avian influenza H5N1 in Thailand, and application in Cambodia. *Scientific Reports*, 6(3), 1096. . <https://doi.org/10.1038/srep31096>
- Pegram, R.G. y Banda, D.S. (1990). Ecology and phenology of cattle ticks in Zambia: development and survival of free-living stages. *Experimental and Applied Acarology*, 8(4), 291–301
- Peón, J., Recondo, C., Fernández Calleja, J. (2014). Improvements in the estimation of daily minimum air temperature in peninsular Spain using MODIS land surface temperature. *International Journal of Remote Sensing*, 35(13), 5148-5166.<https://doi.org/10.1080/01431161.2014.935831>.
- Perez, D., Kneubühler, Y., Rais, O., Gern, L. (2012). Seasonality of *Ixodes ricinus* ticks on vegetation and on rodents and *Borrelia burgdorferi* sensu lato genospecies diversity in two Lyme borreliosis-endemic areas in Switzerland. *Vector Borne and Zoonotic Diseases*, 12(8), 633–644.
- Perret, J. L., Guerin, P. M., Diehl, P. A., Vlimant M., Gern, L. (2003). Darkness induces mobility, and saturation deficit limits questing duration, in the tick *Ixodes ricinus*. *Journal of Experimental Biology*, 206(Pt 11),1809–1815. <https://doi.org/10.1242/jeb.00345>
- Perret, J. L., Guigoz, E., Rais O., Gern, L. (2000). Influence of saturation deficit and temperature on *Ixodes ricinus* tick questing activity in a Lyme borreliosis-endemic area (Switzerland). *Parasitology Research*, 86, 554–557. <https://doi.org/10.1007/s004360000209>

- Perret, J. L., Rais, O., Gern, L. (2004). Influence of climate on the proportion of *Ixodes ricinus* nymphs and adults questing in a tick population. *Journal of Medical Entomology*, 41(3), 361–365. <https://doi.org/10.1603/0022-2585-41.3.361>
- Perry, B.D., Kruska, R., Lessard, P., Norval, R.A.I., Kundert, K. (1991). Estimating the distribution and abundance of *Rhipicephalus appendiculatus* in Africa. *Preventive Veterinary Medicine*, 11(3-4), 261–268. [https://doi.org/10.1016/S0167-5877\(05\)80012-1](https://doi.org/10.1016/S0167-5877(05)80012-1)
- Petney, T.N., Horak, I.G., Rechav, Y. (1987). The ecology of the African vectors of heartwater, with particular reference to *Amblyomma hebraeum* and *Amblyomma variegatum*. *Onderstepoort Journal fo Veterinary Research*, 54(3),381–395.
- Petney, T.N., Mihalca, A.D., Estrada-Peña, A. (2017) How to collect Ticks and Interpret these Collections. In Petney,T.N., Mihalca, A.D.,Estrada-Peña, A.(ed) *Ticks of Europe and North Africa: A Guide to Species Identification*(1-3). Springer. <https://doi.org/10.1007/978-3-319-63760-0>
- Petney, T.N., Robbins, R.G., Guglielmone, A.A., Apanaskevich, D.A., Estrada-Peña, A., Horak, I.G., Shao, R. (2011) A look at the world of ticks. In: Mehlhorn, H. (Ed.), *Progress in Parasitology*, 283-296. Springer.
- Pettorelli, N., Vik, J.O., Mysterud, A., Gaillard, J.M., Tucker, C.J., Stenseth, N.C. (2005). Using the satellite-derived NDVI to assess ecological responses to environmental change. *Trends in Ecology&Evolution*, 20(9),503–510. <https://doi.org/10.1016/j.tree.2005.05.011>
- Phillips, S. J., Anderson, R. P., Schapire, R. E. (2006). Maximum entropy modelling of species geographic distributions. *Ecological Modeling*, 190(3-4), 231-259. <https://doi.org/10.1016/j.ecolmodel.2005.03.026>
- Project Team ECA&D and Royal Netherlands Meteorological Institute KNMI (2013) *European Climate Assessment& Dataset (ECA&D) Versión 10.7* <http://www.ecad.eu/documents/atbd.pdf> (revisado Septiembre 2020)
- Pugliese, A., Rosà, R. (2008). Effect of host populations on the intensity of ticks and the prevalence of tick-borne pathogens: how to interpret the results of deer enclosure experiments. *Parasitology*, 135(13), 1531–1544.<https://doi.org/10.1017/S003118200800036X>
- Qviller, L, Risnes-Olsen, N., Bærum, K.M., Meisingset, E.L., Loe, L.E. (2013) Landscape Level Variation in Tick Abundance Relative to Seasonal Migration in Red Deer. *PLOS ONE*, 8(8), e71299. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0071299>
- R Core Team (2013) *A language and environment for statistical computing*. R Foundation for Statistical Computing. <http://www.Rproject.Org/>
- Randolph, S.E. (1993). Climate, satellite imagery and the seasonal abundance of the tick *Rhipicephalus appendiculatus* in southern Africa: a new perspective. *Medical and Veterinary Entomology*, 7(3), 243–258. <https://doi.org/10.1111/j.1365-2915.1993.tb00684.x>
- Randolph, S.E. (1998). Ticks are not insects: consequences of contrasting vector biology for transmission potential. *Parasitology Today*, 14(5), 186-192. [https://doi.org/10.1016/S0169-4758\(98\)01224-1](https://doi.org/10.1016/S0169-4758(98)01224-1)

Randolph, S. E. (2000). Ticks and tick-borne disease systems in space and from space. *Advances in Parasitology* 47, 217–243. [https://doi.org/10.1016/S0065-308X\(00\)47010-7](https://doi.org/10.1016/S0065-308X(00)47010-7)

Randolph, S.E. (2002a). Predicting the risk of tick-borne diseases. *International Journal of Medical Microbiology*, 291(33), 6–10. [https://doi.org/10.1016/S1438-4221\(02\)80002-9](https://doi.org/10.1016/S1438-4221(02)80002-9)

Randolph, S. E. (2002b). Quantitative ecology of ticks as a basis for transmission models of tick-borne pathogens. *Vector-Borne and Zoonotic Diseases*, 2(4), 209–215. <https://doi.org/10.1089/153036602321653789>

Randolph, S. E. (2004). Tick ecology: processes and patterns behind the epidemiological risk posed by ixodid ticks as vectors. *Parasitology*, 129, S37–S65. [https://doi.org/10.1016/S0065-308X\(00\)47010-7](https://doi.org/10.1016/S0065-308X(00)47010-7) .

Randolph, S.E. (2009). To What Extent Has Climate Change Contributed to the Recent Epidemiology of Tick-borne Diseases? *Veterinary parasitology*, 167(2-4), 92–94. <https://doi.org/10.1016/j.vetpar.2009.09.011>.

Randolph, S.E., Green, R.M., Hoodless, A.N., Peacey, M.F. (2002). An empirical quantitative framework for the seasonal population dynamics of the tick *Ixodes ricinus*. *International Journal of Parasitology*, 32(8), 979–989. [https://doi.org/10.1016/s0020-7519\(02\)00030-9](https://doi.org/10.1016/s0020-7519(02)00030-9)

Randolph, S. E., Miklisova D., Lysy, J., Rogers, D.J., Labuda, M. (1999). Incidence from coincidence: patterns of tick infestations on rodents facilitate transmission of tick-borne encephalitis virus. *Parasitology*, 118(2), 177–186. <https://doi.org/10.1017/s0031182098003643>

Randolph, S. E., Storey, K. (1999). Impact of microclimate on immature tick-rodent host interactions (Acari: Ixodidae): implications for parasite transmission. *Journal of Medical Entomology*, 36(6), 741–748. <https://doi.org/10.1093/jmedent/36.6.741>

Rao, V.B., Cavalcanti, I.F.A., Hada, K. (1996). Annual variation of rainfall over Brazil and water vapor characteristics over South America. *Journal Geophysical Research Atmosphere.*, 101(D21), 26539–26551. <https://doi.org/10.1029/96JD01936>

Ray, D., Petr, M., Mullett, M., Bathgate, S., Marchi, M., Beauchamp, K. (2019). A simulation-based approach to assess forest policy options under biotic and abiotic climate change impacts: A case study on Scotland’s National Forest Estate. *Forest Policy and Economics*, 103, 17–27. <https://doi.org/10.1016/j.forpol.2017.10.010>

Ríos-Muñoz, C.A., Navarro-Sigüenza, A.G. (2009). Efectos del cambio de uso de suelo en la disponibilidad hipotética de hábitat para los psitácidos de México. *Ornitología Neotropical*, 20, 491–509.

Rizzoli, A., Hauffe, H.C., Carpi, G., Vourc’h, G.I., Neteler, M., Rosa, R. (2011) Lyme borreliosis in Europe. *Eurosurveillance Europe’s journal on infectious disease surveillance, epidemiology, prevention and control*, 16 (27), 19906. <https://doi.org/10.2807/es.e16.27.19906-en>

Rochlin, I., Ninivaggi, D.V., Hutchinson, M.L., Farajollahi, A. (2013). Climate change and range expansion of the Asian tiger mosquito (*Aedes albopictus*) in Northeastern USA: implications for public health practitioners. *PloS one*, 8(4), e60874.

- Rogers, D.J., Randolph, S.E., Snow, R.W., Hay, S.I. (2002). Satellite imagery in the study and forecast of malaria. *Nature*, 415(6872), 710-715.
- Rogers, D.J., Randolph, S.E. (2006). Climate change and vector borne diseases. *Advances in Parasitology*, 62, 345-381. [https://doi.org/10.1016/S0065-308X\(05\)62010-6](https://doi.org/10.1016/S0065-308X(05)62010-6)
- Rosà, R., Pugliese, A., Norman, R., Hudson, P. (2003). Thresholds for disease persistence in models for tick-borne infections including non-viraemic transmission, extended feeding and tick aggregation. *Journal of Theoretical Biology*, 224(3), 359–376.
- Rosà, R., Pugliese, A. (2007). Effects of tick population dynamics and host densities on the persistence of tick-borne infections. *Mathematical Biosciences*, 208(1), 216–240. <https://doi.org/10.1016/j.mbs.2006.10.002>
- Rouse J.W., Haas R.H., Schell J.A. & Deering D.W. (1974). Monitoring vegetation systems in the Great Plains with ERTS. En: Fraden S.C., Marcanti E.P. & Becker M.A. (eds.), *Third ERTS-1 Symposium*, NASA.
- Rudolph, D., Knülle, W. (1974) Site and mechanism of water vapour uptake from the atmosphere in ixodid ticks. *Nature*, 249(452), 84–85. <https://doi.org/10.1038/249084a0>
- Salinger, M.J. (2005). Climate variability and change: past, present and future—an overview. *Climatic Change*, 70(1-2), 9-29.
- Sánchez-Lorenzo, A., Calbó, J., Martín-Vide, J. (2008). Spatial and temporal trends in sunshine duration over Western Europe (1938-2004). *Journal of Climate*, 21(22), 6089-6098.
- Scharlemann, J P., Benz, D., Hay, S.I., Purse, B.V., Tatem, A.J., Wint, G.W., Rogers, D.J. (2008). Global data for ecology and epidemiology: a novel algorithm for temporal Fourier processing MODIS data. *PloS one*, 3(1), e1408.
- Schuler, M., Zimmermann, H., Altpeter, E., Heininger, U. (2014). Epidemiology of tick-borne encephalitis in Switzerland 2005 to 2011. *Eurosurveillance*, 19(13), 20756.
- Schultz, P.A., Halpert, M.S. (1993). Global correlation of temperature, NDVI and precipitation. *Advances in Space Research*, 13(5), 277–280. [https://doi.org/10.1016/0273-1177\(93\)90559-T](https://doi.org/10.1016/0273-1177(93)90559-T)
- Schwarz, A., Maier, W., Kistemann, T., Kampen, H. (2009). Analysis of the distribution of the tick *Ixodes ricinus* L. (Acari: Ixodidae) in a nature reserve of western Germany using Geographic Information Systems. *International. Journal of. Hygiene and. Environmental Health*, 212(1), 87–96. <https://doi.org/10.1016/j.ijheh.2007.12.001>
- Sonenshine, D.E. y Mather, T.N. (1994). *Ecological dynamics of tick-borne zoonoses*. Oxford University Press.
- Spinoni, J., Naumann, G., Vogt, J., Barbosa, P. (2015). European drought climatologies and trends based on a multi-indicator approach. *Global and Planetary Change*, 127(1), 50-57. <https://doi.org/10.1016/j.gloplacha.2015.01.012>.
- Steele, G.M., Randolph, S.E. (1985). An experimental evaluation of conventional control measures against the sheep tick, *Ixodes ricinus* (L.) (Acari: Ixodidae). I. A unimodal seasonal activity pattern. *Bulletin. Entomology. Research*, 75(3), 489–500.

- Stefanoff, P., Rosinska, M., Samuels, S., White, D.J., Morse, D.L., Randolph, S.E. (2012). A national case-control study identifies human socio-economic status and activities as risk factors for tick-borne encephalitis in Poland. *Plos One*, 7(9), 45511.
- Sterling, S.M., Ducharne, A., Polcher, J. (2013). The impact of global land-cover changes on the terrestrial water cycle. *Nature Climate Change*, 3(4), 385-390.
- Stern, N. (2006). *Informe Stern: La economía del cambio climático*. Universidad de Cambridge.
- Sun, Y.-J., Wang, J.-F., Zhang, R.-H., Gillies, R.R., Xule, Y., Bo, Y.-C. (2005). Air temperature retrieval from remote sensing data based on thermodynamics. *Theoretical and applied climatology*, 80, 37-48. <https://doi.org/10.1007/s00704-004-0079-y>
- Tagliapietra, V., Rosà, R. Arnoldi, D., Cagnacci, F., Capelli, G., Montarsi, F., Rizzoli, A. (2011) Saturation deficit and deer density affect questing activity and local abundance of *Ixodes ricinus* (Acari, Ixodidae) in Italy. *Veterinary Parasitology*, 183(1-2), 114–124. <https://doi.org/10.1016/j.vetpar.2011.07.022>
- Tälleklint, L., Jaenson, T.G. (1998). Increasing geographical distribution and density of *Ixodes ricinus* (Acari: Ixodidae) in central and northern Sweden. *Journal of Medical Entomology*, 35 (4), 521–6.
- Tatem, A.J., Hay, S.I., Rogers, D.J. (2006). Global traffic and disease vector dispersal. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 103(16), 6242-6247. <https://doi.org/10.1073/pnas.0508391103>
- Thornton, P.E., Hasenauer, H., White, M.A. (2000) Simultaneous estimation of daily solar radiation and humidity from observed temperature and precipitation: an application over complex terrain in Austria. *Agricultural and Forest Meteorology*, 104(4),255–271 [https://doi.org/10.1016/S0168-1923\(00\)00170-2](https://doi.org/10.1016/S0168-1923(00)00170-2)
- Townshend, J.R.G., Justice, C.O. (2002). Towards operational monitoring of terrestrial systems by moderate-resolution remote sensing. *Remote Sensing of Environment*, 83(1-2), 351-359. [https://doi.org/10.1016/S0034-4257\(02\)00082-2](https://doi.org/10.1016/S0034-4257(02)00082-2)
- United Nations, Department of Economic and Social Affairs, Population Division (2014) *World Urbanization Prospects: The 2014 Revision, Highlights* (ST/ESA/SER.A/352) United Nations
- Van den Besselaar, E.J.M., Haylock, M.R., Van der Schrier, G., Klein-Tank, A.M.G. (2011). A European daily high-resolution observational gridded data set of sea level pressure. *Journal Geophysical Research*, 116, D11110. <https://doi.org/10.1029/2010JD015468>
- Van der Schrier, G., Van den Besselaar, E.J.M., Klein-Tank, A.M.G., Verver, G. (2013). Monitoring European average temperature based on the E-OBS gridded data set. *Journal Geophysical Research Atmosphere*, 118(1), 5120-5135. <https://doi.org/10.1002/jgrd.50444>
- Van Doninck, J., De Baets, B., Peters, J., Hendrickx, G., Ducheyne, E., Verhoest, N.E. (2014). Modelling the Spatial Distribution of *Culicoides imicola*: Climatic versus Remote Sensing Data. *Remote Sensing*, 6(7), 6604-6619. <https://doi.org/10.3390/rs6076604>

Walther, G.R., Post, E., Convey, P., Menzel, A., Parmesan, C., Beebee, T. J., Bairlein, F. (2002). Ecological responses to recent climate change. *Nature*, 416(6879), 389-395. <https://doi.org/10.1038/416389a>

Wan, Z. (2007). *MODIS Land Surface Temperature products user's guide*, Institute for Computational Earth System Science, University of California. http://www.ices.ucsb.edu/modis/LstUsrGuide/MODIS_LST_products_Users_guide_C5.pdf, (ultimo acceso: 27 Agosto 2020).

Wan, Z. (2008). New refinements and validation of the MODIS land-surface temperature/emissivity products. *Remote Sensing of Environment*, 112(1), 59-74. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2006.06.026>

Wan, Z., Hang, Y., Hang, Q., Li, Z.-L. (2002). Validation of the land-surface temperature products retrieved from Terra Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer data. *Remote Sensing of Environment*, 83(1-2), 163-180. [https://doi.org/10.1016/S0034-4257\(02\)00093-7](https://doi.org/10.1016/S0034-4257(02)00093-7)

Wan, Z., Li, Z.-L. (1997) A physics-based algorithm for retrieving land-surface emissivity and temperature from EOS/MODIS data. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 35(4), 980-996. <https://doi.org/10.1109/36.602541>

Wan, Z., Li Z.-L. (2011). MODIS land surface temperature and emissivity. (Part of the Remote sensing and digital image processing), En Ramachandran B., Justice C., Abrams M. (eds) *Land Remote Sensing and Global Environmental Change* (11, 563-577). Springer.

Wan, Z., Zhang, Y., Zhang, Q., Li, Z.-L. (2004). Quality assessment and validation of the MODIS global land surface temperature, *International. Journal Remote Sensing*, 25(1), 261-274. <https://doi.org/10.1080/0143116031000116417>

Wanielista, M., Kersten, R., Eaglin, R. (1997). *Hydrology: Water Quantity and Quality Control*, 2nd ed. Wiley.

Westermann, S., Langer, M., Boike, J. (2011). Spatial and temporal variations of summer surface temperatures of high-arctic tundra on Svalbard – Implications for MODIS LST based permafrost monitoring, *Remote Sensing and Environment*, 115, 908-922. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2010.11.018>

Whitehouse, C.A. (2004). Crimean-Congo hemorrhagic fever. *Antiviral research*, 64(3), 145-160. <https://doi.org/10.1016/j.antiviral.2004.08.001>

Zaksek, K., Schroedter-Homscheidt, M. (2009). Parameterization of air temperature in high temporal and spatial resolution from a combination of SEVIRI and MODIS instruments. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing.*, 64(4), 414-421. <https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2009.02.006>

Zeman, P., Bene, C. (2004). A tick-borne encephalitis ceiling in Central Europe has moved upwards during the last 30 years: possible impact of global warming? *International Journal of Medical Microbiology Supplements*, 37 (293), 48-54. [https://doi.org/10.1016/S1433-1128\(04\)80008-1](https://doi.org/10.1016/S1433-1128(04)80008-1).

Zhao, M., Heinsch, F.A., Nemani, R.R., Running, S.W. (2005). Improvements of the MODIS terrestrial gross and net primary production global data set. *Remote sensing of Environment*, 95(2), 164-176. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2004.12.011>

APÉNDICE

FACTOR DE IMPACTO, ÁREA TEMÁTICA Y JUSTIFICACIÓN DE LA CONTRIBUCIÓN DEL DOCTORANDO

De acuerdo con la modalidad ofrecida por el Programa de Doctorado en Ordenación del Territorio y Medio Ambiente de la Universidad de Zaragoza, se presenta esta tesis doctoral como un compendio de publicaciones. Jorge Alonso Carné figura como primer autor y responsable de todos y cada uno de los artículos publicados. A continuación, se detallan las referencias completas de los artículos que constituyen el cuerpo de la tesis:

Publicación 1

Alonso-Carné, J., García-Martín, A., Estrada-Peña, A. (2013). Systematic errors in temperature estimates from MODIS data covering the western Palearctic and their impact on a parasite development model. *Geospatial Health*, 8(1), 1-12.

ISSN: 1827-1987

<https://doi.org/10.4081/gh.2013.49>

Factor Impacto JCR (2013):1.000

Categoría JCR: 'Health Care Sciences & Services' / 'Public, Environmental & Occupational Health' (Q4)

Contribución del doctorando:

- Obtención y tratamiento de los datos de trabajo.(MODIS y ECA&D).
- Comparación de datos: evaluación estadística y espacial.
- Evaluación de los resultados.

Publicación 2:

Alonso-Carné, J., García-Martín, A., Estrada-Peña, A. (2015). Assessing the statistical relationships among water-derived climate variables, rainfall, and remotely sensed features of vegetation: implications for evaluating the habitat of ticks. *Experimental Applied Acarology*, 65(1), 107–124.

ISSN: 0168-8162

<https://doi.org/10.1007/s10493-014-9849-0>

Factor de Impacto JCR (2015): 1.812

Categoría JCR: 'Entomology' (Q1)

Contribución del doctorando:

- Obtención y tratamiento de los datos MODIS y ECA&D.
- Cálculo variables de interés (déficit de saturación y humedad relativa)
- Evaluación correlación entre las variables. Análisis efecto espacial/climático.
- Valoración resultados

Publicación 3:

Alonso-Carné, J., García-Martín, A. and Estrada-Peña, A. (2016), Modelling the Phenological Relationships of Questing Immature *Ixodes Ricinus* (Ixodidae) Using Temperature and NDVI Data. *Zoonoses Public Health*, 63(1), 40-52.

ISSN: 1863-1959

<https://doi.org/10.1111/zph.12203>

Factor de Impacto JCR (2016): 2.323

Categoría JCR: 'Veterinary Sciences' (Q1)

Contribución del doctorando:

- Obtención y tratamiento de los datos.
- Integración de estos datos con los datos de campo de D. Agustín Estrada-Peña para la zona de estudio. Comprobar correlación de variables de interés.
- Evaluación estadística modelo propuesto de relación de variables.
- Análisis de resultados.

Publicación 4:

Alonso-Carné, J., Estrada-Peña, A., García-Martín, A. (2017). Análisis comparativo de la información de temperatura de las bases de datos WorldClim, ECA&D y MODIS en el Paleártico Occidental. *Geographicalia*. 69, 1-32.

ISSN: 2386-3021

https://doi.org/10.26754/ojs_geoph/geoph.2017692317

Factor de Impacto JCR (2017): NA

Categoría JCR: NA

Contribución del doctorando:

- Obtención, procesado y análisis comparativo del conjunto de datos. (MODIS, WorldClim y ECA&D).
- Integración de variables ecológicas para su valoración eco-espacial.
- Análisis estadístico ANOVA de validación con dato real .
- Evaluación resultados obtenidos: Análisis de patrones, limitaciones...etc.